



# Fusion de données provenant de différents capteurs satellitaires pour le suivi de la qualité de l'eau en zones côtières. Application au littoral de la région PACA

Diogone Sylla

## ► To cite this version:

Diogone Sylla. Fusion de données provenant de différents capteurs satellitaires pour le suivi de la qualité de l'eau en zones côtières. Application au littoral de la région PACA. Autre. Université de Toulon, 2014. Français. NNT : 2014TOUL0013 . tel-01204977

**HAL Id: tel-01204977**

**<https://theses.hal.science/tel-01204977>**

Submitted on 24 Sep 2015

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Région  
PACA



## **ÉCOLE DOCTORALE MER ET SCIENCES**

**Laboratoire des Sciences de l'Information et des Systèmes**

# **THÈSE**

présentée par :

**Diogone SYLLA**

soutenue le : **16 Décembre 2014**

pour obtenir le grade de Docteur en Automatique, signal, productique, robotique

## **Fusion d'images provenant de différents capteurs satellitaires pour le suivi de la qualité de l'eau en zones côtières**

**THÈSE dirigée par :**

**Audrey MINGHELLI-ROMAN**

Maître de conférences, HDR,  
Université de Toulon

**JURY :**

**Eric MOREAU**

Professeur (Président)  
Université de Toulon

**Mireille GUILLAUME**

Maître de conférences HDR (Rapporteur)  
Ecole Centrale de Marseille

**Thierry RANCHIN**

Directeur de Recherche (Rapporteur)  
à MINES ParisTech  
Sophia-Antipolis

**Annick BRICAUD**

Directeur de Recherche CNRS (Examineur)  
au Laboratoire Océanographie  
de Villefranche sur Mer

**Antoine MANGIN**

Directeur Scientifique (Examineur)  
ACRI-ST, Sophia-Antipolis



## Remerciements

Durant ces 3 années, j'ai eu l'occasion de rencontrer un certain nombre de personnes qui m'ont permis, de mener à bien mon travail. C'est l'occasion ici pour moi de leur rendre hommage.

Je tiens tout particulièrement à remercier vivement ma directrice de thèse Audrey Minghelli-Roman. J'ai pu compter sur sa grande disponibilité et sur son encadrement. Elle m'a épaulé tout au long de mes travaux de thèse et m'a fait bénéficier de ses idées éclairées qui m'ont souvent permis de résoudre les problèmes auxquels j'étais confronté. Pour son soutien indéfectible tant au niveau scientifique, qu'humain ou administratif, je lui dois beaucoup.

Je remercie la région Provence-Alpes-Côte d'Azur et la société ACRI-ST, et plus particulièrement son directeur scientifique Antoine Mangin pour avoir cofinancé ma thèse.

Je remercie tous les membres du jury et en particulier Mireille Guillaume et Thierry Ranchin, qui ont accepté de rapporter ce travail, m'ont prodigué des conseils très judicieux et m'ont fait profiter de leur rigueur scientifique.

Je remercie Eric Moreau pour m'avoir accueilli au sein de son équipe au LSIS ainsi que toute l'équipe Signal-Image pour la bonne ambiance et l'accueil qui m'a été réservé. Nadège Thirion-Moreau pour ses conseils très judicieux. Sylvain Maire, Cyril Prissette, Christophe de Luigi et Laurent Enel pour leur bonne humeur.

Je n'oublie pas l'équipe de doctorants que j'ai côtoyée pendant ces 3 années. Jean-Philip qu'il ne faut surtout jamais prendre au sérieux, Manchun le pro du karting même s'il n'a pas de permis, Victor qui sait choisir le moment pour nous faire rire, Giang ma « belle » sœur, Xuan mon coach de Yoga, Cécile pour les vertus des produits bio, Rémy pour sa bonne humeur.

Je remercie également Philippe Blanc pour ses conseils éclairés et sa disponibilité tout au long de la thèse.

Enfin mes remerciements les plus chaleureux vont aux membres de ma famille, pour leur soutien et leurs encouragements. Ils ont su m'insuffler le goût de la connaissance et je ne serais pas là sans eux.



# Table des matières

<b>Introduction .....</b>	<b>9</b>
<b>Chapitre 1 Télédétection et zones côtières.....</b>	<b>15</b>
<b>1.1. Caractérisation des zones côtières et leurs problématiques : .....</b>	<b>15</b>
1.1.1. Richesse biologique et paysagère.....	15
1.1.2. Pressions naturelles .....	16
1.1.3. Pressions anthropiques.....	17
<b>1.2. Paramètres des capteurs d'observation .....</b>	<b>24</b>
1.2.1. Résolution spatiale .....	24
1.2.2. Résolution spectrale.....	25
1.2.3. Rapport signal sur bruit .....	26
1.2.4. Résolution radiométrique.....	26
1.2.5. Résolution temporelle.....	26
<b>1.3. Résolutions nécessaires en zones côtières .....</b>	<b>27</b>
<b>1.4. Optique marine en zones côtières.....</b>	<b>33</b>
1.4.1. Paramètres qui influent sur la couleur de l'eau .....	33
1.4.2. Quelques modélisations .....	35
<b>1.5. Images satellites disponibles pour étudier les zones côtières .....</b>	<b>38</b>
1.5.1. Les capteurs héliosynchrones dédiés à la couleur de l'eau .....	38
1.5.2. Les capteurs héliosynchrones à haute résolution spatiale .....	41
1.5.3. Les capteurs hyperspectraux .....	43
1.5.4. Les capteurs géostationnaires.....	43
<b>1.6. Les futurs MSI (Sentinel-2) et OLCI (Sentinel-3).....</b>	<b>44</b>
1.6.1. Présentation de MSI (Sentinel-2).....	44
1.6.2. Présentation d'OLCI (Sentinel-3).....	46
<b>1.7. Recours à la fusion.....</b>	<b>47</b>
<b>1.8. Ce qu'il faut retenir .....</b>	<b>48</b>

<b>Chapitre 2</b>	<b>Méthodologie générale et simulation d'images</b>	<b>49</b>
2.1.	Méthodologie générale	49
2.2.	Simulation des images	51
2.2.1.	Etat de l'art sur la simulation d'images	51
2.2.2.	Les images du spectro-imageur HICO	56
2.2.3.	Choix de la zone d'étude et de l'image	57
2.2.4.	L'image HICO utilisée	58
2.2.5.	Simulation des images MSI (Sentinel-2) et OLCI (Sentinel-3)	60
2.2.6.	Discussion sur le domaine spectral	63
2.2.7.	Discussion sur les résolutions spatiales	64
2.2.8.	Simulation de l'image de référence pour la validation	67
2.3.	Ce qu'il faut retenir	72
<b>Chapitre 3</b>	<b>Présentation des différentes méthodes de fusion</b>	<b>73</b>
3.1.	Etat de l'art	73
3.1.1.	Différents niveaux de fusion	73
3.1.2.	Fusion d'images panchromatique et multispectrale	74
3.1.3.	Fusion d'images multispectrales	79
3.1.4.	Fusion d'images multispectrale et hyperspectrale	81
3.2.	Adaptation de la méthode ARSIS à la fusion de 2 images multispectrales	82
3.2.1.	Concept ARSIS original	82
3.2.2.	Adaptation de la méthode ARSIS à la fusion d'images multispectrales	84
3.3.	Méthode de fusion CNMF basée sur la Factorisation en Matrices Non-négatives	87
3.3.1.	Généralités sur les NMF	87
3.3.2.	Utilisation des NMF pour la fusion d'images multi et hyperspectrales	90
3.3.3.	Algorithme de fusion CNMF	93
3.3.4.	Convergence et critère d'arrêt	94
3.3.5.	Initialisation de la matrice de endmembers	94
3.4.	La méthode de fusion de type factorisation en tenseurs non-négatifs	95
3.4.1.	Généralité sur les tenseurs	95

3.4.2.	Algorithme de Tucker Non-négatif .....	98
3.4.3.	Utilisation du modèle de Tucker Non-négatif pour la fusion d'images multi et hyperspectrales .....	99
3.4.4.	Algorithme de fusion par les tenseurs.....	101
3.4.5.	Convergence et critère d'arrêt .....	102
<b>3.5.</b>	<b>La méthode de type Inversion .....</b>	<b>103</b>
<b>3.6.</b>	<b>Limites de la fusion .....</b>	<b>105</b>
3.6.1.	Corrections atmosphériques.....	106
3.6.2.	Recalage entre les images .....	106
3.6.3.	Ratio entre les résolutions des images d'entrée .....	107
3.6.4.	Ecart entre les temps d'acquisition .....	107
<b>3.7.</b>	<b>Ce qu'il faut retenir .....</b>	<b>107</b>
<b>Chapitre 4</b>	<b>Comparaison des méthodes .....</b>	<b>109</b>
<b>4.1.</b>	<b>Préambule à la fusion d'images multispectrales.....</b>	<b>109</b>
4.1.1.	Corrections atmosphériques.....	109
4.1.2.	Recalage entre les images .....	110
4.1.3.	Ratio entre les résolutions des images à fusionner.....	110
4.1.4.	Ecart entre les temps d'acquisition .....	111
<b>4.2.</b>	<b>Critères de comparaison des méthodes de fusion .....</b>	<b>112</b>
4.2.1.	Comparaison visuelle .....	112
4.2.2.	Comparaison sur la base de paramètres statistiques .....	113
4.2.3.	Comparaison sur la base d'estimation de paramètres biophysiques ....	116
4.2.4.	Temps de calcul .....	119
<b>4.3.</b>	<b>Résultats sur la fusion MSI et OLCI (images simulées) .....</b>	<b>120</b>
4.3.1.	Comparaison visuelle .....	120
4.3.2.	Comparaison sur la base de paramètres statistiques .....	124
4.3.3.	Comparaison sur la base d'estimation de paramètres biophysiques ....	125
4.3.4.	Temps de calcul .....	129



<b>4.4. Résultats sur la fusion ETM et MERIS (images réelles).....</b>	<b>130</b>
4.4.1. Comparaison visuelle .....	131
4.4.2. Comparaison sur la base de paramètres statistiques .....	133
<b>4.5. Discussion .....</b>	<b>135</b>
4.5.1. Méthode dérivée d'ARSIS .....	135
4.5.2. Méthode CNMF .....	136
4.5.3. Méthode basée sur les tenseurs.....	139
4.5.4. Méthode basée sur l'inversion et l'optimisation.....	141
<b>4.6. Ce qu'il faut retenir .....</b>	<b>142</b>
<b>Conclusion et Perspectives.....</b>	<b>143</b>
<b>Publications associées à cette thèse.....</b>	<b>147</b>
<b>Références.....</b>	<b>149</b>
<b>Table des figures.....</b>	<b>167</b>
<b>Table des tableaux .....</b>	<b>169</b>
<b>Annexe : Article publié.....</b>	<b>171</b>

## Introduction

Cette thèse a été réalisée à l'Université de Toulon au Laboratoire Scientifique des Systèmes et de l'Information (LSIS) sur une durée de 3 ans. Elle a été cofinancée par la région Provence-Alpes-Côte-d'Azur (PACA) et le groupe ACRI-ST à Sophia Antipolis. Cette société est spécialisée dans les domaines des mathématiques appliquées, de la géophysique, de la mécanique et de la modélisation numérique. Elle réalise aussi des expertises, études, formations et des services d'informations environnementales. ACRI-ST a été, dans le cadre de la mission MERIS, coordonnateur des laboratoires experts (*Expert Support Laboratories*) en charge de la définition et de la validation des algorithmes utilisés pour le traitement des données MERIS. Cette société développe et distribue des produits de niveau 3 (cartes globales et régionales) dérivés de MERIS, MODIS, AVHRR...

Le laboratoire LSIS, créé en janvier 2002, est une unité mixte de recherche (UMR 7296) commune aux trois universités marseillaises, l'Université de Toulon, l'ENSAM d'Aix-en-Provence et au CNRS (Institut National des Sciences de l'Informatique et ses Interactions - INSII). Il fédère actuellement près de 200 chercheurs, enseignants-chercheurs et doctorants. Les activités de recherche du laboratoire recouvrent plusieurs domaines de l'Informatique, de l'Automatique et de l'Image.

Les océans, les mers et les côtes constituent une formidable richesse à la fois en termes de potentiel économique et de ressources naturelles, mais ils se révèlent également des territoires fragiles. Les activités économiques sont en pleine mutation et les écosystèmes des régions côtières sont particulièrement soumis aux conséquences de l'activité humaine.

De nombreuses problématiques d'origine naturelle ou anthropique sont présentes en zones côtières. La télédétection peut permettre de détecter ou suivre certaines de ces problématiques de façon directe ou indirecte. Par exemple, certaines pollutions ne se voient pas par télédétection mais la couleur de l'eau peut être un indicateur indirect de sa qualité. L'eutrophisation par exemple, peut se détecter par une forte concentration en chlorophylle, ou une pollution par un

émissaire côtier peut être suspectée par une forte concentration de matières en suspension. On utilise depuis longtemps la couleur de l'eau pour déterminer sa composition en chlorophylle, en matière en suspension et en matières organiques dissoutes pour les eaux du large et plus récemment dans les eaux côtières. On développe aussi des méthodes pour discriminer les différents types de phytoplanctons ou détecter des proliférations d'algues toxiques. De nouvelles applications ont vu le jour grâce à l'augmentation du nombre des bandes spectrales, à la qualité des mesures radiométriques et à l'augmentation de la fréquence d'observation.

Pour l'observation de la couleur de l'eau, de nombreux capteurs ont été développés depuis une trentaine d'années comme CZCS, SeaWiFS, MODIS, MERIS, VIIRS et bientôt OLCI. Ces capteurs avec une bonne répétitivité temporelle ont, au fil du temps, augmenté leur nombre de bandes spectrales et leur qualité radiométrique (21 bandes et le Rapport Signal sur Bruit (SNR) ~1200 pour OLCI) pour affiner des analyses de couleur de l'eau mais leurs résolutions spatiales restent néanmoins limitées en zones côtières (au mieux 300 m). D'autres capteurs fournissent quant à eux une résolution spatiale adaptée en zones côtières comme Landsat ETM, SPOT, Worldview, Ikonos ou Quickbird mais le nombre de bandes et leur SNR restent limités pour l'observation de la couleur de l'eau.

D'un point de vue temporel en zones côtières, la fréquence d'acquisition d'un capteur est un paramètre important car les événements à analyser peuvent être à la fois inattendus et varier rapidement dans le temps. La répétitivité temporelle des capteurs à haute résolution spectrale est toujours meilleure que celle des capteurs à haute résolution spatiale, et c'est grâce à leur large couverture.

Pourquoi aucun des capteurs en vol (ou même futur) ne fournit à la fois la haute résolution spatiale, spectrale ET temporelle? Cela est dû à des contraintes technologiques liées à la limite de sensibilité des détecteurs qui ne peuvent à la fois analyser une petite surface au sol et diviser ce faible signal dans un grand nombre de bandes spectrales. Le signal serait alors trop bruité. D'un point de vue temporel, c'est la taille des matrices de détecteurs et les conditions orbitographiques qui empêchent les capteurs à haute résolution spatiale d'accéder à une haute répétitivité temporelle.

Pour réunir à la fois la bonne résolution spectrale, radiométrique et temporelle de certains capteurs et la haute résolution spatiale d'autres capteurs, de nombreuses méthodes de fusion ont été développées pour tirer parti du meilleur des différents capteurs. Il existe plusieurs niveaux de fusion : le niveau « radiométrique » pour deux capteurs similaires, le niveau « produit » pour deux capteurs fournissant le même type de produit à des instants différents ainsi que le niveau « information » pour deux capteurs fournissant des « produits » différents (Pohl et Van Genderen, 1998).

La plupart des méthodes de fusion existantes sont dédiées soit à la fusion d'images multispectrale et panchromatique (Thomas *et al.*, 2008, Padwick *et al.*, 2010; Li et Yang, 2011; Saeedi et Faez, 2011; Jiang *et al.*, 2012 ; Zhu et Bamler, 2013; Metwalli *et al.*, 2014; Liu et Boufounos, 2014). Certains auteurs ont développé des méthodes de fusion d'images hyperspectrale et panchromatique (Yokoya *et al.*, 2011 a, b ; Zhang *et al.*, 2013 ; Licciardi *et al.*, 2012, 2014). Peu d'auteurs ont traité de la fusion visant à fusionner deux images multispectrales. Toutes ces méthodes cherchent à traiter le démélange de pixels mixtes de l'image à haute résolution spectrale pour le combiner à l'image à haute résolution spatiale pour obtenir une image de fusion possédant les meilleures qualités des deux images (Zhukov *et al.*, 1999; Minghelli-Roman *et al.*, 2001, 2006 ; Zurita Milla *et al.* 2008 ; Huang *et al.*, 2014).

L'objectif de cette thèse était donc d'explorer des méthodes de fusion d'images provenant de deux capteurs multispectraux pour obtenir l'image qui serait acquise par un capteur ayant les meilleures caractéristiques de chacun indépendamment, afin de fournir au final, un indicateur de qualité de l'eau fiable (grâce à la haute résolution spectrale), détaillé spatialement (grâce à la haute résolution spatiale) et le mieux rafraîchi possible (grâce à la haute répétitivité temporelle).

Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons à la fusion de 2 images multispectrales provenant de futurs capteurs similaires qui s'inscrivent tous deux dans le programme Copernicus de l'Agence Spatiale Européenne (anciennement GMES) et qui devraient être doublés par des capteurs identiques: MSI sur Sentinel-2 (initialement prévu pour 2014 et 2015) et OLCI sur Sentinel-3 (initialement prévu pour 2015 et 2016). MSI, fournira 13 bandes spectrales dont 4 bandes à 10 m de résolution, 6 bandes à 20 m et 3 bandes à 60 m avec une répétitivité temporelle de 5 jours (Martimor *et al.*, 2007) alors que OLCI sur Sentinel-3, aura 21 bandes spectrales à une résolution spatiale de 300 m et une répétitivité temporelle de 3 jours (Verrelst *et al.*, 2012).

Comme les capteurs MSI et OLCI ne sont pas encore lancés, il a fallu simuler les images. Pour cela nous avons eu recours aux images hyperspectrales du capteur américain *Hyperspectral Imager for the Coastal Ocean* (HICO) (Lewis *et al.*, 2009), dédié à l'observation des zones côtières, embarqué sur la station spatiale ISS. Ces images possèdent 87 bandes spectrales du visible au proche infrarouge et 90 m de résolution. L'image acquise sur l'étang de Thau et la zone côtière connexe nous a permis par dégradation spatiale et spectrale d'obtenir respectivement les pseudo-images MSI (sur Sentinel-2), OLCI (sur Sentinel-3) et l'image de référence qui aurait été acquise par le capteur ayant les meilleures caractéristiques des 2 capteurs pour l'évaluation des performances de chaque méthode et la comparaison des différentes méthodes de fusion entre elles.

Après une étude bibliographique sur les différentes méthodes de fusion existantes, nous proposons 3 méthodes.

- une adaptation de la méthode ARSIS à la fusion d'images multispectrales (ARSIS)
- une méthode de fusion basée sur la factorisation de tenseurs non-négatifs (Tenseur)
- une méthode de fusion basée sur la factorisation de matrices par inversion (Inversion)

Ces 3 méthodes ainsi qu'une méthode tirée de la littérature *Coupled Non-negative Matrix Factorisation* (CNMF) ont tout d'abord été évaluées à l'aide de paramètres statistiques (Thomas, 2006) entre les images obtenues par fusion et l'image de référence (biais relatif, *Spectral Angle Mapper* (SAM), *Universal Image Quality Index* (UIQI), *Peak Signal to Noise Ratio* (PSNR), *Relative Average Spectral Error* (RASE) et l'Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse (ERGAS)) sur l'image entière puis indépendamment sur la terre et sur l'eau. Les 3 méthodes ont également été comparées sur les résultats d'estimation de paramètres biophysiques (chlorophylle, matières en suspension, matière organique dissoute et bathymétrie) obtenus par minimisation du modèle de transfert radiatif dans l'eau développé par Lee *et al.* (1998, 1999) et Giardino *et al.* (2012). Comme des mesures de composition de l'eau n'étaient pas disponibles, nous les avons comparées à celles qui auraient été obtenues avec le capteur « parfait », c'est-à-dire avec l'image de référence. Disposant en revanche de la carte bathymétrique sur la zone, nous avons pu comparer les cartes bathymétriques obtenues par les 4 méthodes avec la carte bathymétrique réelle.

Dans ce document de thèse, je présente dans une première partie les spécificités de l'observation des zones côtières par télédétection : problématiques, capteurs disponibles et futurs, et résolutions nécessaires à l'observation des zones côtières. La seconde partie du document est dédiée à la simulation des pseudo-images MSI, OLCI et de référence (pour la validation) à partir des images HICO. Dans une 3<sup>ème</sup> partie, sont présentés un état de l'art des différentes méthodes de fusion et les 3 méthodes proposées. Dans une 4<sup>ème</sup> partie, je présente la validation et la comparaison des méthodes sur les images simulées MSI et OLCI mais également sur des images réelles ETM et MERIS. Enfin, une conclusion et des perspectives à ce travail sont proposées.



# Chapitre 1 Télédétection et zones côtières

*Ce chapitre est consacré à la caractérisation des zones côtières qui présentent une diversité tant biologique que paysagère. Plusieurs facteurs peuvent avoir un impact sur ces richesses telles que les pressions naturelles et anthropiques. Le suivi des zones côtières est devenu une priorité de l'observation satellitaire après avoir longtemps observé les océans. Dans ce chapitre nous rappelons brièvement l'histoire de la télédétection en zones côtières, les paramètres des capteurs existants et futurs, comme MSI sur Sentinel-2 et OLCI sur Sentinel-3 et enfin nous expliquons le besoin d'avoir recours à la fusion.*

## 1.1. Caractérisation des zones côtières et leurs problématiques :

### 1.1.1. Richesse biologique et paysagère

La zone littorale forme une bande étroite de quelques centaines à quelques milliers de mètres de part et d'autre de la ligne de rivage. Cette zone côtière représente environ 8% de la surface terrestre. Elle est constituée d'une mosaïque d'écosystèmes terrestres et aquatiques qui présentent un intérêt écologique exceptionnel par leur diversité, et un intérêt économique certain (Moksness *et al.*, 2009).

C'est dans cette zone côtière marine qu'en raison de l'intensité de la photosynthèse, la vie marine benthique s'y concentre. Dans les autres fonds marins, sauf exceptions, la biomasse est comparable à celle des déserts. Un grand nombre de communautés biologiques marines s'y sont développées, aussi diverses que les communautés intertidales, celles des marais, des herbiers de phanérogames, de grandes algues, des grottes sous-marines, des mangroves, des récifs dans les zones tropicales, etc. Ce sont les substrats eux-mêmes dépendants des courants et de la



houle qui constituent un des facteurs principaux qui conditionnent la distribution de ces espèces benthiques, et donc des paysages sous-marins (Muzuka et Shunula, 2006).

Les écosystèmes littoraux continentaux, c'est-à-dire ceux de la frange terrestre influencée directement ou indirectement par la mer ou sa proximité, comprennent toute une série de biotopes caractéristiques, tels que les dunes, les vases salées, les falaises,... La zone des embruns et des marées exceptionnelles présente des communautés d'espèces exceptionnelles, lichens maritimes, plantes halophiles et psammophiles, espèces de tourbières, etc... Elle accueille également des oiseaux marins, tributaires de la terre ferme pour se reproduire, au minimum durant la phase d'incubation. La zone intertidale ou estran (frange soumise au balancement des marées) est connue pour sa richesse biologique en invertébrés et en oiseaux. Les limicoles (petits échassiers) et certains Laridés, dépendent étroitement de cette zone. De même les oiseaux en migration et en hivernage sont également tributaires de la zone marine littorale. Les écosystèmes dunaires, quant à eux, sont les premiers menacés par la pression d'urbanisation et d'aménagement touristique du littoral. Or, ces dunes abritent de véritables trésors floristiques, des associations végétales rares, souvent même endémiques. Il a été estimé que près de 17% de la flore littorale est actuellement en danger (Lopes, 2009).

Mais ces lieux de grande diversité biologique et paysagère sont soumis à de fortes pressions naturelles et anthropiques.

#### 1.1.2. **Pressions naturelles**

Le littoral est un système dynamique dont la morphologie évolue à différentes échelles temporelles et spatiales. Il a beaucoup évolué au cours des temps historiques, en réponse à la disponibilité sédimentaire, à l'influence des tempêtes, des vagues, des courants, du niveau marin relatif sur certains sites et aussi des activités anthropiques. Ces mouvements sont tout particulièrement importants dans les zones basses telles que les zones deltaïques, les plages de sable ou de galets, les marais côtiers et certaines falaises (meubles ou composées de roches tendres telles que la craie). D'une manière générale, les côtes mondiales subissent actuellement des phénomènes érosifs. L'érosion est définie comme un gain d'espace de la mer sur la terre et l'accrétion comme un gain de la terre sur la mer (Cazes-Duvat, 2001), s'observant sur des

périodes suffisamment longues. En particulier, 70 % des plages seraient en érosion, contre seulement 10% en accrétion (Bird, 1983).

Les zones côtières sont également exposées aux submersions et aux tsunamis. Les submersions touchent surtout les zones basses, proches du littoral. Les inondations dues aux submersions marines peuvent cependant atteindre une hauteur d'eau de plusieurs mètres et envahir le littoral sur plusieurs kilomètres à l'intérieur des terres. Les voies de communication, les habitations, les zones d'activités sont susceptibles d'être inondées et endommagées en quelques heures, voire moins. Les jetées, digues et autres infrastructures côtières peuvent être franchies, fragilisées ou endommagées. A proximité des estuaires, l'écoulement des cours d'eau peut également être ralenti, voire stoppé, ce qui génère des débordements. Les dégâts peuvent être aggravés en cas de violentes rafales de vent, de fortes pluies, de crues concomitantes ou de ruptures de digues (Pirazolli, 2000).

### 1.1.3. **Pressions anthropiques**

#### **Evolution historique**

Les zones d'estuaires, autres zones humides du littoral, ont également été marquées par l'empreinte de l'homme. Zones de rencontre de l'eau douce et de l'eau salée, pièges à sédiments, bordés de marais, abris de nombreux oiseaux migrateurs, les estuaires sont des lieux de passage obligé pour de nombreuses espèces de poissons (saumon, anguille, mulot, alose) et leurs vasières sont des zones de reproduction pour les poissons plats. Ces zones sont depuis des siècles, partout dans le monde, des zones privilégiées des établissements humains et donc des activités économiques. L'aménagement de ces estuaires a conduit à draguer des quantités énormes de sédiments qui ont été le plus souvent déposés à terre, et ont accentué les atterrissements (dépôt d'alluvions) et comblements de la partie amont des estuaires. Ces terrains gagnés sur la mer, et marécages ont été accaparés par l'agriculture qui pendant longtemps fut de type extensif, comme l'élevage de bovins par exemple (Landais et Balent, 1993).

C'est vers la fin du siècle dernier, avec la révolution industrielle et technique, qu'est apparu un nouveau rapport de l'homme au paysage. Les estuaires et leurs zones portuaires facilitent l'accès

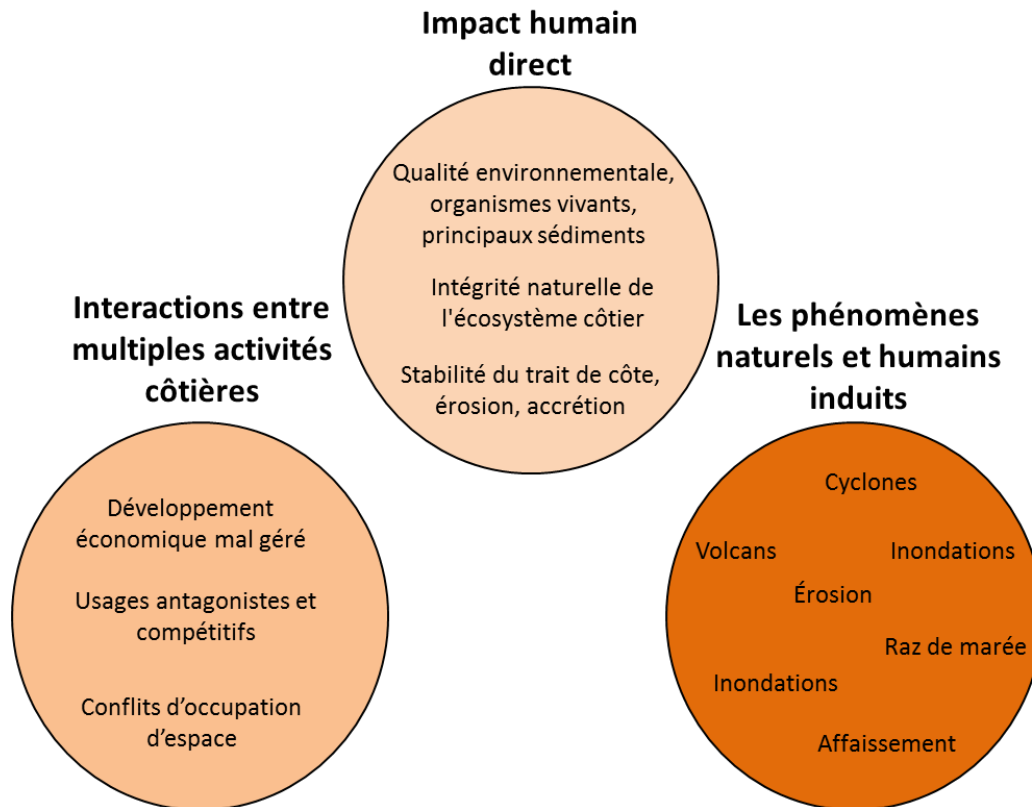
et l'échange des matériaux et produits, ce qui a entraîné l'implantation d'industries lourdes ; celles-ci exigent à leur tour de meilleures conditions d'accès et encouragent ainsi la modification des infrastructures portuaires. L'augmentation de la taille des bateaux a fait déplacer les activités portuaires vers l'aval (Fos, Le Havre, Donges) ce qui a eu pour conséquence de recouvrir des milliers d'hectares fertiles par des remblais stériles. Tous ces développements ont eu un impact important sur le reste des activités économiques et sur la dynamique écologique propre des estuaires. Tout cela a entraîné une urbanisation du littoral, l'impact sur l'environnement se limitant toutefois à quelques gros noyaux industriels et urbains mais avec toutes les nuisances chimiques d'origine domestique ou industrielle qui, le plus souvent, en découlent (Ifremer, 1996).

Toutefois, la cassure profonde date des années 50 et 60, avec le développement de l'agriculture intensive et surtout l'arrivée du tourisme de masse. L'agriculture intensive implique une irrigation massive, la nécessité de drainage, l'emploi de produits phytosanitaires. Tout cela est généralement facteur de déséquilibres écologiques et préjudiciable à toutes les catégories socioprofessionnelles exploitant les zones humides côtières. Avec le tourisme de masse, le littoral se dote alors d'infrastructures lourdes qui ont un impact essentiel sur le paysage et sur les écosystèmes fragiles du littoral : autoroutes, bases de loisirs, centres d'hébergement, marinas, lotissements, complexes hôteliers, ports de plaisance se multiplient, morcelant le paysage terrestre et empiétant sur le domaine maritime. Ces aménagements prennent le plus souvent une tournure conflictuelle (Cadoret *et al.*, 2012).

Il a été estimé que, dans le monde, vers les années 2020, la population humaine occupera une bande côtière étroite d'environ 60 km de large. Déjà maintenant, en Asie du Sud-Est, 65% des villes dépassant 2,5 Millions d'habitants, sont localisées le long des côtes. La France, quant à elle, possède 5 500 km de côtes dont 800 km d'estuaires, où les activités portuaires, industrielles, touristiques, agricoles, aquacoles, se répartissent et s'enchevêtrent, suscitant le développement de l'habitat. La densité de population permanente y est trois fois supérieure à la moyenne nationale et jusqu'à neuf fois pendant la période estivale. Cette tendance continue à croître. On estime que depuis 20 ans environ 20% des zones « naturelles » des régions côtières ont disparu ; 20% du sol des communes littorales sont urbanisés de façon dense et si on ajoute les zones de mitage (implantation d'édifices dispersée), c'est plus de la moitié du littoral français qui est urbanisé. Dans certains départements, comme les Alpes Maritimes, 92% du linéaire côtier est urbanisé ; on en est arrivé à un état d'irréversibilité qui laisse peu de manœuvre pour la vie

collective de demain. A l'heure actuelle, on estime pour les pays bordant la Méditerranée que 4400 km<sup>2</sup> (dont 90% en Espagne, France et Italie), ont été consommés par les emprises au sol associées aux hébergements touristiques sur le littoral (Rico-Amoros *et al.*, 2009).

Les problématiques apparues au fil du temps en zones côtières, résultant de contraintes naturelles et anthropiques, sont illustrées dans la Figure 1.



**Figure 1 : Problématiques en zones côtières**

Dans la suite de ce chapitre, on va décrire les principaux éléments de pression anthropique : pollution, urbanisation...

## **Pollution chimique**

Le problème majeur de ces zones littorales marines à forte densité de population est la pollution des eaux par les rejets telluriques (agglomérations, usines, fleuves). Ces eaux charrient jusqu'à la mer huiles usagées, déchets ménagers, germes bactériens, matières organiques, engrais, des molécules à risque, métaux lourds, pesticides, herbicides... L'emploi des biocides est largement répandu en milieu agricole, urbain et domestique (lutte contre les insectes, champignons, végétaux,...). Des substances nouvelles de plus en plus actives et de plus en plus nombreuses sont synthétisées par l'industrie (Babut et Miege, 2005).

Ces substances provoquent une altération de la qualité de l'eau de mer conduisant à des effets néfastes sur l'exploitation des ressources vivantes (pêche, aquaculture), sur la santé humaine (produits insalubres, plages et eaux de baignade polluées), sur l'économie touristique, et sur la faune et la flore marines, conduisant à des communautés marines moins diversifiées. Le problème réside surtout dans le devenir de ces molécules dans le milieu marin, la difficulté de les détecter, et la connaissance des mécanismes d'accumulation dans tous les maillons des réseaux trophiques. Sachant que tous les polluants ne se comportent pas de la même manière selon les conditions du milieu, que le métabolisme de chaque espèce introduit également de fortes variations, que les polluants ne se concentrent pas de la même manière selon les organes des organismes marins (foie, muscle, rein), on comprend les difficultés à apprécier les risques encourus par le milieu et les répercussions sur la santé humaine. Le risque est aussi grand que certaines de ces substances persistantes et présentes à l'état de traces viennent modifier les caractères génétiques des espèces (Sasaki *et al.*, 1997).

## **Sels nutritifs**

Les activités humaines peuvent contribuer à enrichir les eaux littorales en sels nutritifs tels que l'azote et le phosphore. Ceux-ci, amenés en quantité raisonnable, rendent le milieu plus fertile, plus productif. Les sites côtiers, tels que les embouchures des fleuves, sont en effet le siège d'activités biologiques importantes à tous les maillons de la vie aquatique.

Mais le développement de l'urbanisation et l'intensification des pratiques agricoles ont donné lieu à une augmentation importante des charges nutritives, et ceci de façon d'autant plus accentuée que les zones humides qui autrefois caractérisaient les berges des fleuves et celles des zones côtières ont disparu. Ces zones humides fonctionnaient comme pièges à particules ; par ailleurs, elles permettaient, par la prolifération d'une végétation particulière, d'absorber les éléments nutritifs des eaux, qu'elles épuraient avant que celles-ci ne parviennent à la mer. Inversement, l'urbanisation a rendu ces sols imperméables permettant un écoulement plus rapide des eaux polluées vers la mer. Il en résulte que la surabondance de ces éléments nutritifs dans les eaux marines, couplée à des conditions particulières d'ordre géomorphologique, météorologique et climatique conduit souvent à des déclenchements de prolifération d'algues de plus en plus fréquents, et de plus en plus intenses. Ce sont ces phénomènes dits d'eutrophisation qui apparaissent sur nos côtes sous deux formes :

Les marées vertes à ulves, qui encombrant certaines plages et baies du littoral nord de la Bretagne, et entravent le tourisme ; les ulves envahissent également les lagunes méditerranéennes du Languedoc aux dépens des herbiers de phanérogames qui déterminent la richesse halieutique et cynégétique de ces écosystèmes. Dans les étangs peu profonds, ces ulves en période estivale, sont annonciatrices d'une crise de dystrophie aiguë appelée « Malaïgue » ou mauvaises eaux, qui conduit à une diminution puis disparition de l'oxygène dissous dans l'eau comme dans l'étang de Thau en 2003 et 2006 par exemple. Celle-ci devient impropre à la vie de la plupart des organismes aquatiques et entraîne des conséquences désastreuses pour les productions halieutiques et aquacoles (Chapelle *et al.*, 2001).

Une autre forme d'eutrophisation est la prolifération de micro-algues qui conduit aux colorations jaune, verte, rouge, des eaux côtières. Ces proliférations sont parfois si intenses, qu'elles conduisent également à un déficit très prononcé des eaux de fond en oxygène dissous, et entraînent la mort de la faune marine. Ces phénomènes localisés se produisent généralement dans des baies ; mais récemment, ils s'amplifient et s'étendent sur des surfaces marines beaucoup plus étendues, notamment en mer du Nord, et dans le bassin nord de la mer Adriatique. Les caractéristiques hydrodynamiques de la mer Adriatique, sa faible profondeur, les quantités énormes d'éléments nutritifs relargués par le Pô, et les effluents domestiques d'une côte surpeuplée en période touristique, favorisent les floraisons exceptionnelles d'algues planctoniques dont certaines sont parfois toxiques (ce qui oblige à interdire la vente des

coquillages). Des conditions climatiques inhabituelles ont conduit en 1989 à une crise d'eutrophisation extrêmement sérieuse mettant en danger la saison touristique et les activités de pêche sur plus de 100 km de côtes italiennes. La formation de masses gélatineuses excrétées par les algues et bactéries, rendant la mer sale (« sporco mare »), colmatant les filets de pêche, interdisant toute baignade, a fait fuir les touristes (Penna *et al.*, 1993).

Les proliférations d'algues toxiques s'observent aussi le long des côtes françaises, ce qui oblige à une surveillance particulière sur les sites ostréicoles et mytilicoles pour déceler la présence de certains dinoflagellés responsables de gastro-entérites (Dinophysis) ou parfois de paralysies pouvant entraîner la mort (Alexandrium) ainsi que la présence de toxines dans les coquillages. Ces phénomènes de toxicité existaient bien avant l'urbanisation et l'industrialisation des côtes mais ils semblent s'amplifier en intensité et en fréquence (Desenclos, 1996).

### **Pollution bactérienne**

Une autre pollution préoccupante est la pollution bactérienne. Les effluents domestiques, en partie épurés par des stations d'épuration de type physicochimique, déversent encore une grande diversité de micro-organismes, virus et bactéries, notamment des pathogènes. La baignade, mais surtout la consommation de coquillages sont susceptibles de mettre l'homme en présence de ces germes pathogènes. Des efforts de collecte, de traitements d'eaux usées ont été faits et ont amélioré bien des sites. Cependant, des zones restent insalubres, dans lesquelles les coquillages ne peuvent être élevés, ce qui limite actuellement, avec la pollution chimique, l'implantation de nouveaux sites aquacoles (Omrane *et al.*, 2009)

### **Urbanisation**

Mais ce qui dégrade plus intensément et de manière irréversible le littoral, la nuisance principale, demeure le béton. La partie marine du littoral en souffre mais c'est surtout la partie terrestre qui est complètement dégradée par cette frénésie de bétonnage.

On assiste aussi actuellement à un recul spectaculaire de la ligne de côte et à une détérioration de notre patrimoine écologique, touristique et économique. Sur les 5500 km de notre littoral, 850 km sont soumis à un recul moyen de plus d'un mètre par an. Combiné à des tempêtes exceptionnelles de grandes marées, le recul a pu atteindre dans certaines zones (Somme, Etretat), 15 m en quelques jours. Comme toujours, les causes de ces érosions sont multiples : courants, marées, houles auxquels s'ajoute une lente remontée du niveau de la mer depuis 10 000 ans mais aussi dans certaines zones des phénomènes de subsidence du continent. La zone littorale, en effet, est en constante évolution, les rivages sont naturellement instables. Les estuaires et les deltas évoluent au gré des apports de sédiments lors des crues, des reculs sont observés lors de tempêtes et de raz-de-marée (Clus-Auby *et al.*, 2005).

Mais, là encore, les interventions humaines, sur les fleuves notamment, accélèrent ces processus : extraction des matériaux, dragages d'entretien, barrages, ont réduit les apports terrigènes en mer. Aux Saintes-Maries-de-la-Mer, en Camargue, on a constaté un recul de la côte de 450 m depuis 1942, et les collectivités locales doivent combattre cette tendance érosive par des digues, épis, immersion de brise-lames avec un succès pas toujours évident (Paskoff, 2010).

Par ailleurs, en Méditerranée, les aménagements aberrants, les endigages, les plages artificielles, les ports de plaisance ont détruit ou modifié une tranche de vie marine la plus importante entre 0 et 20 mètres. Des hectares d'herbiers de posidonies, véritables pouponnières pour les poissons, ont disparu sous les aménagements. Ces ouvrages modifient la dynamique des courants côtiers, amenuisent les transports de sédiments ; en conséquence, les plages coupées de leur alimentation livrées à l'érosion marine, reculent. De même, les infrastructures routières et ferroviaires, situées à proximité de la ligne de côte, sont responsables de l'arrêt des processus naturels d'édification et d'évolution des rivages (Zaninetti, 2006).

Toutes ces problématiques ne peuvent malheureusement pas être détectées et suivies par télédétection car cette technique d'observation de la Terre par les satellites a ses limites de détection et de sensibilité, et c'est ce que nous allons voir dans les paragraphes suivants.

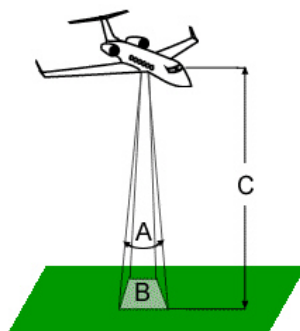


## 1.2. Paramètres des capteurs d'observation

Pour détecter, analyser et suivre dans le temps les problématiques terrestres, un certain nombre de capteurs ont été lancés depuis une cinquantaine d'années. L'observation de la Terre a commencé en 1960 avec les satellites météorologiques à faible résolution spatiale (Neeck et al., 2005), puis les progrès techniques ont permis d'améliorer la résolution spatiale pour observer la Terre avec les premiers Landsat en 1972 (Mika, 1997) et SPOT en 1986 (Dousset et Gourmelon, 2003). Des capteurs dédiés à la couleur de l'eau (par leurs bandes spectrales et leur sensibilité) ont longtemps observé les océans comme le capteur CZCS lancé 1978 (Hovis, 1981), OCTS en 1996 (Kawamura, 1998) ou SeaWiFS en 1997 (Hooker et al, 1995, Hooker et McClain, 2000). Les progrès techniques ont ensuite permis de mettre en orbites des spectro-imageurs, c'est-à-dire des capteurs produisant des images ayant un nombre de bandes spectrales supérieur à 100 (images hyperspectrales). Pour pouvoir comparer les paramètres des différents capteurs, nous allons rappeler leur définition préalablement.

### 1.2.1. Résolution spatiale

La taille du pixel représente en largeur et en longueur, la surface d'un détecteur projetée au sol qui correspond à un pixel de l'image. Elle dépend de deux facteurs: la distance entre le capteur et la surface (altitude) et de l'angle solide des détecteurs. L'altitude dépend de la plateforme. Elle est considérée comme étant fixe dans le cas d'une plateforme satellite classique et variable dans le cas d'une plateforme aérienne. L'altitude  $C$  et l'angle solide d'un détecteur (d'angle sommet  $A$ ) permettent de déterminer le pas d'échantillonnage  $B$  de la surface observée pour chaque pixel de l'image (1.1).



**Figure 2: Grandeurs physiques déterminant la résolution spatiale.**

**(A : angle sommet correspondant à l'angle solide d'un détecteur;**

**B : pas d'échantillonnage; C : altitude du couple capteur/plateforme)**

$$B = 2.C.tan\left(\frac{A}{2}\right) \quad (1.1)$$

La résolution spatiale ou le pouvoir séparateur représente la distance minimale entre deux objets au sol pour laquelle ces deux mêmes objets sont distincts dans l'image. Cette mesure prend en compte la qualité d'intégration de l'information spatiale par l'instrument. Cette qualité est mesurée par la fonction de transfert de modulation (FTM) de l'instrument (réponse du système optique à une source ponctuelle). Si celle-ci est satisfaisante, l'image est très nette, il est possible de distinguer deux objets espacés d'une distance inférieure à la taille du pixel. Au contraire, si la FTM est peu satisfaisante, un flou dans l'image va apparaître. Un mélange de l'information provenant des pixels voisins est à l'origine de ce flou. Par abus de langage, la résolution spatiale prend souvent le sens de pas d'échantillonnage (Thomas, 2006).

### 1.2.2. **Résolution spectrale**

La résolution spectrale d'une image de télédétection est, par abus de langage, associée à plusieurs notions. En effet, la résolution spectrale définit à la fois le nombre de bandes spectrales, leur position et leur largeur respectives. La largeur de bande est intimement liée à la résolution spatiale car toutes deux déterminent la quantité d'énergie qui parvient au détecteur. Une résolution spatiale fine associée à des bandes spectrales fines implique donc une quantité d'énergie mesurée faible et donc une sensibilité accrue au bruit (diminution du rapport signal sur bruit) ainsi qu'un pouvoir discriminant de l'information réduit. On différencie généralement les capteurs possédant un nombre réduit de bandes spectrales, appelés capteurs multispectraux (4-20 bandes environ), et les capteurs possédant un nombre important de bandes spectrales, appelés capteurs hyperspectraux (>50 bandes).

Les capteurs multispectraux utilisent en général un jeu de filtres pour décomposer le rayonnement incident alors que les capteurs super et hyperspectraux utilisent des réseaux capables de décomposer le spectre de façon quasi-continue (Lillesand *et al.*, 2004).

Certains capteurs proposent, souvent en complément d'un jeu de bandes fines, une bande très large appelée « bande panchromatique ». La largeur importante de cette bande permet d'obtenir

une résolution spatiale plus fine que celle des bandes multispectrales. Le choix des bandes spectrales ainsi que de leur largeur est important car la discrimination entre différentes surfaces ou l'estimation de certains paramètres ne peut se faire qu'à certaines longueurs d'onde.

#### 1.2.3. **Rapport signal sur bruit**

De nombreux phénomènes viennent perturber la mesure et sont à l'origine de différents bruits. Le bruit photonique par exemple est lié à l'arrivée aléatoire des photons sur le capteur, le nombre de photons collectés en un temps  $T$  suit une loi de Poisson. Les différentes composantes électroniques du capteur sont chacune à l'origine d'une ou plusieurs sources de bruit dont le bruit thermique : la chaleur de l'appareil varie avec le temps d'utilisation et entraîne de légères variations dans le signal mesuré.

Le rapport signal sur bruit (SNR pour Signal-to-Noise Ratio) représente l'importance des bruits de mesure du capteur par rapport au signal. Ce rapport dépend donc de l'amplitude du signal et peut en conséquence varier en fonction de la longueur d'onde. Plus ce rapport est faible et plus l'information contenue dans l'image diffère de la scène observée par le capteur.

#### 1.2.4. **Résolution radiométrique**

La quantification d'une image de télédétection est la quantité de mémoire utilisée pour coder les informations. Elle est exprimée en bits et correspond au nombre de bits utilisés pour coder la luminance de chaque bande spectrale pour chaque pixel. Le nombre maximal de valeurs de luminance différentes est donc égal à  $2^n$  avec  $n$  égal à ce nombre de bits. Une quantification faible réduit donc les possibilités de discrimination de l'information.

#### 1.2.5. **Résolution temporelle**

La résolution temporelle du capteur est la durée entre deux observations d'une même zone par le même capteur. Elle est liée à l'orbite de la plateforme qui détermine sa fréquence de passage au-dessus de chaque point du globe et à l'angle d'observation du capteur. En effet, si cet angle est

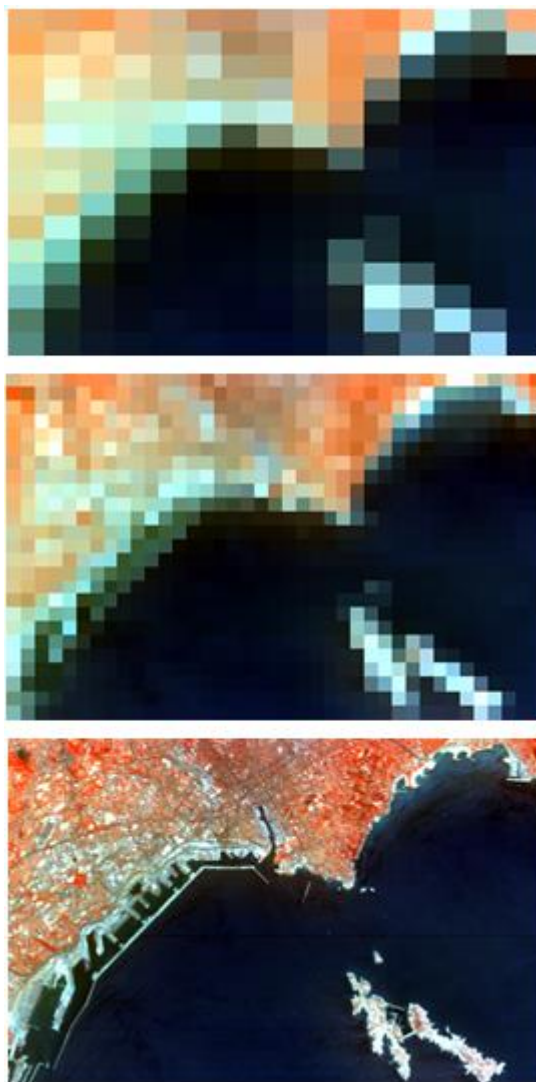
important, une même zone peut être observée sur des traces différentes du satellite au sol. Pour certains capteurs, la capacité à changer la direction d'observation permet d'améliorer la résolution temporelle.

### **1.3. Résolutions nécessaires en zones côtières**

Compte tenu des problématiques présentées au paragraphe 1.1. et les paramètres images décrits au paragraphe 1.2., il apparaît nécessaire de disposer d'images en zones côtières ayant :

- Une bonne résolution spatiale :

La haute résolution spatiale peut être nécessaire pour permettre de suivre le trait de côte qui peut s'être déplacé de quelques mètres. En cas d'inondation, la haute résolution spatiale peut permettre de cartographier finement des surfaces inondées.

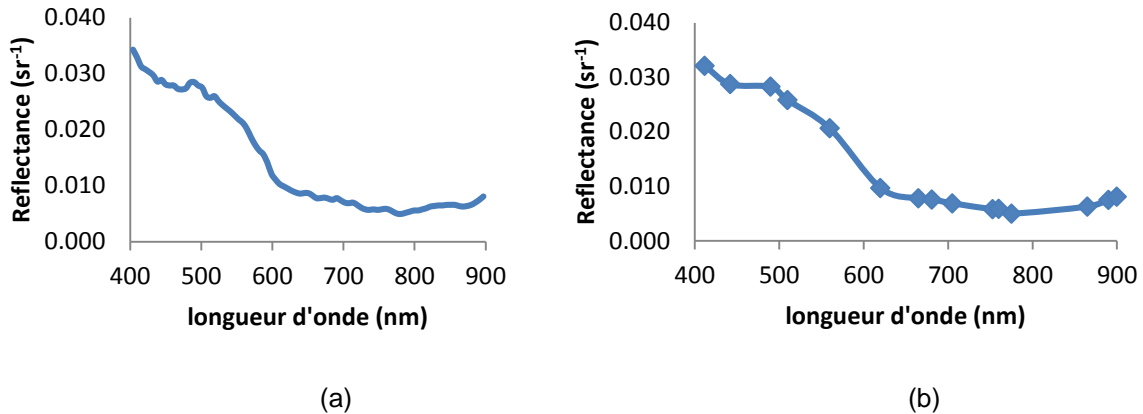


**Figure 3: Image de télédétection de différentes résolutions, de haut en bas 450, 300 et 30 m**

La Figure 3 montre des compositions colorées avec différentes résolutions : 450, 300 et 30 m, obtenues à partir d'une image fournie par le capteur *Hyperion* acquise sur la ville de Marseille. Sur ces images, les structures correspondant au port disparaissent à mesure que la résolution diminue. La différence de résolution spatiale joue un rôle majeur dans l'interprétation des images, et la basse résolution spatiale des capteurs multi/hyperspectraux peut donc limiter les applications dans le domaine côtier. Mais la haute résolution n'est pas forcément requise, cela dépend de ce que l'on cherche à observer.

- Une bonne résolution spectrale :

Une haute résolution spectrale permet d'avoir des spectres aussi détaillés que possible des objets. La Figure 4 présente les spectres d'une surface d'eau acquis avec un capteur hyperspectral (HICO possédant 87 bandes (a)) et avec un capteur multispectral (MERIS 15 bandes (b)).



**Figure 4 : Spectre d'une surface d'eau acquise avec un capteur hyperspectral (HICO, 87 bandes, figure a) et avec un capteur multispectral (MERIS, 15 bandes, figure b).**

Suivant ce que l'on veut observer, on peut avoir besoin de la haute résolution spectrale mais pas toujours. Quelques bandes bien choisies en position et en largeur peuvent suffire à estimer la concentration en phytoplancton ou en matières en suspension mais quand on cherche à estimer plusieurs paramètres en même temps, la haute résolution spectrale peut permettre d'accéder à ces informations. En effet, chaque paramètre est une inconnue de notre système. Plus le nombre de bandes spectrales est grand et plus nous avons de mesures et donc théoriquement d'informations sur notre surface d'étude. Ainsi, chaque nouvelle bande peut être vue comme une nouvelle équation. Donc théoriquement, plus le nombre de bandes spectrales est important et plus on pourra estimer de paramètres. Cependant, comme les bandes spectrales sont souvent corrélées, les équations ne sont pas réellement indépendantes et le nombre de paramètres que l'on peut estimer est donc souvent bien moindre que le nombre de bandes disponibles (Haboudane *et al.*, 2002). L'estimation des paramètres au sol peut être effectuée par inversion de modèles de transfert radiatifs. Plus le nombre de bandes spectrales sera grand et plus l'erreur

l'estimation sera théoriquement faible (Borner *et al.*, 2001). Certaines bandes peuvent également être plus bruitées que d'autres et donc peuvent diminuer la précision de l'estimation.

D'autre part, la résolution spatiale des capteurs hyperspectraux est souvent limitée car comme le signal parvenant au capteur est décomposé dans un grand nombre de bandes, le SNR se trouve diminué dans chaque bande. Pour améliorer le SNR, on fait alors le choix de réduire la résolution spatiale.

Mais la haute résolution spectrale peut permettre de décomposer les pixels composés de mélanges. Les algorithmes *Vertex Component Analysis* (Nascimento et Dias, 2005), *N-Finder* (Winter, 1999), ou *Pixel Purity Index* (Boardman, 1994), permettent de déterminer les spectres des éléments purs (endmembers) présents dans une image. Alors, peut être déterminée la proportion de chaque élément pur à l'intérieur de chaque pixel de l'image. Mais ces méthodes ne permettent pas néanmoins pas d'améliorer, à proprement dit, la résolution spatiale des images.

- Un bon Rapport signal sur Bruit (SNR)

Le Rapport de Signal sur Bruit (SNR) est un indicateur de qualité d'un signal ou d'une image. Il peut être exprimé par le rapport des puissances du signal ( $P_S$ ) et celle du bruit ( $P_N$ ) (1.2), exprimé en décibels.

$$SNR = 10 \cdot \log \left( \frac{P_S}{P_N} \right) \quad (1.2)$$

En télédétection on mesure le SNR sur une surface homogène par le rapport de la moyenne du signal sur l'écart type du signal. Si le bruit est faible, l'écart type l'est aussi et le SNR devient fort. Inversement, si le bruit est faible, l'écart type devient fort et le SNR faible. Il est sans dimension et il est donné pour une luminance de référence.

Le SNR décrit la sensibilité du capteur et de ce rapport dépendra la précision d'estimation des paramètres au sol. En couleur de l'eau, comme le signal mesuré est faible, un effort particulier est

produit par les industriels pour développer des capteurs ayant un bon rapport signal sur bruit allant de 400 à 1000.

Les capteurs comme SPOT ou ETM ont de faibles SNR respectivement 90 et 120 (Irons *et al.*, 2012; Chevrel *et al.*, 1981), car les terres émergées renvoient un signal fort facilement détectable par le capteur. Le capteur OLI sur Landsat 8 possède un SNR de 400 ce qui permet d'étudier la couleur de l'eau avec ce capteur (Irons *et al.*, 2012).

- Une haute résolution radiométrique :

En zones côtières la haute résolution radiométrique est également nécessaire (entre 12 et 16 bits) car sur 8 bits seulement (256 niveaux), il n'est pas possible de coder de faibles nuances de signal même si le capteur possède une forte sensibilité (fort SNR) (Sandidge et Holyer 1998). L'étalonnage radiométrique est aussi une phase importante car il permet ensuite de repasser des comptes numériques en grandeurs physiques (luminance). L'étalonnage est souvent une fonction linéaire.

$$L = a.CN + b \quad (1.3)$$

où  $L$  représente la luminance,  $CN$  le compte numérique et  $a$  et  $b$  les coefficients d'étalonnage donnés pour chaque bande. Cet étalonnage (calcul de  $a$  et  $b$ ) est régulièrement effectué en vol sur des surfaces de référence pour corriger la dérive de mesure des capteurs (Chander *et al.*, 2009).

- Une haute résolution temporelle :

Certains phénomènes accidentels tels que la pollution par émissaire urbain ou le départ de bloom d'algues toxiques sont imprévisibles et peuvent évoluer rapidement dans le temps. Il est donc nécessaire en zones côtières de disposer de capteurs ayant une forte répétitivité temporelle pour permettre de détecter et de suivre ces phénomènes (Sellner *et al.*, 2003).



Pour connaître les résolutions optimales en zones côtières, j'ai fait l'exercice de lister les problématiques présentées au paragraphe 1.1, et de déterminer (d'après mes connaissances) les résolutions spatiales, spectrales et temporelles optimales pour chaque problématique.

**Tableau 1: *Ordre de grandeur des résolutions optimales***

<b>Problématiques en zones côtières</b>	<b>Résolution spatiale</b>	<b>Résolution spectrale</b>	<b>Résolution temporelle</b>
Menace des écosystèmes	Métrique	Hyper ou multispectral	Mensuelle
Erosion/Accrétion	Métrique	Multispectral	Annuelle
Inondations	Métrique	Multispectral	Journalière
Urbanisation	Métrique	Multispectral	Annuelle
Eutrophisation	Décamétrique	Multispectral	Journalière et hebdomadaire
Pollution par rejets urbains	Décimétrique	Multispectral	Journalière
Suivi des panaches fluviaux	Décamétrique	Multispectral	Journalière et hebdomadaire
Variation de la bathymétrie	Métrique	Multispectral	Annuelle
Dégradation des fonds	Métrique	Hyperspectral	Annuelle
Prolifération d'algues toxiques	Décamétrique	Hyperspectral	Journalière

Le Tableau 1 montre que l'observation des zones côtières, toutes problématiques confondues, nécessite à la fois une bonne résolution spatiale, spectrale et temporelle. Nous verrons par la suite si les capteurs disponibles permettent de répondre ou non à cette demande et comment le recours à la fusion peut améliorer les observations.

## 1.4. Optique marine en zones côtières

Après avoir décrit les problématiques en zones côtières et les caractéristiques des capteurs pour les observer, nous allons nous intéresser aux éléments qui ont une influence sur la couleur de l'eau et sur sa réflectance que peuvent mesurer les capteurs.

### 1.4.1. Paramètres qui influent sur la couleur de l'eau

Les eaux dites du Cas 1 (Morel et Prieur, 1977), sont des eaux généralement «du large», non affectées par les apports fluviaux et plus généralement par toute influence de la côte ou du fond. Dans ces eaux du Cas 1 (Figure 5), qui représentent environ 95 % de l'océan mondial, les propriétés optiques sont déterminées d'une part par les propriétés optiques de l'eau de mer elle-même, et d'autre part par celles du phytoplancton et de l'ensemble de ses produits associés (détritus organiques sous formes de particules ou de substances dissoutes et organismes hétérotrophes). Les propriétés optiques des eaux du Cas 1 sont en général «indexées» sur la concentration en chlorophylle (c'est-à-dire que l'on exprime l'évolution des propriétés optiques en fonction des changements de la concentration en chlorophylle), qui est le pigment commun à tous les organismes photosynthétiques marins, et qui est également le pigment le plus fréquemment mesuré. En opposition aux eaux du Cas 1 se trouvent les eaux du Cas 2, où les propriétés optiques dépendent d'une part des mêmes composantes que dans les eaux du Cas 1, mais aussi, d'autre part, d'autres substances actives d'un point de vue optique, comme des matières minérales en suspension ou des « substances jaunes » provenant du lessivage des terres ainsi que du fond (Antoine 1998).

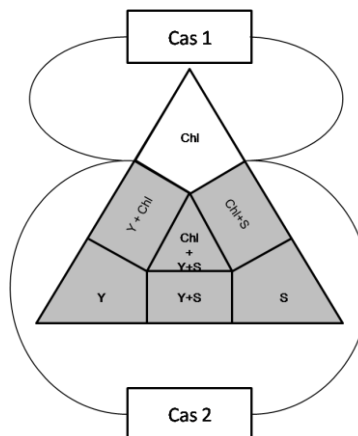


Figure 5 : *Classification entre les eaux océaniques du Cas 1 et Cas 2.*

Dans les eaux du Cas 1 (pointe supérieure du triangle de la Figure 5), les propriétés optiques sont entièrement déterminées par le phytoplancton et ses « éléments » associés (particules et substances dissoutes), simplement indexés sur la concentration en chlorophylle (Chl). Dans les eaux du Cas 2, on retrouve bien sûr les mêmes composantes que dans les eaux du Cas1, mais auxquelles s'ajoutent des substances organiques dissoutes (Y ou *CDOM pour Colored Dissolved Organic Matter*), et des particules d'origine minérale en suspension (S ou MES). Diverses combinaisons sont possibles, représentées par des régions différentes du triangle. Par exemple, les eaux de la mer Baltique sont très pauvres en sédiments mais riches en substances organiques dissoutes. Cela est dû au lessivage des terres, à l'inverse des côtes allemandes de la mer du Nord, qui sont extrêmement chargées en sédiments. Les conséquences en termes de couleur sont bien sûr totalement différentes.

En zones côtières, on se trouve dans le cadre des eaux du cas 2. La réflectance de surface dépend de la composition de l'eau (chl, MES ou CDOM) mais également de la réflectance du fond et de la profondeur, quand celle-ci est assez faible et l'eau assez claire.

En zones côtières, on se trouve dans le cadre des eaux du cas 2. La réflectance de surface dépend de la composition de l'eau (chl, MES ou CDOM) mais également de la réflectance du fond et de la profondeur, quand celle-ci est assez faible et l'eau assez claire.

La réflectance de surface ( $\rho_s$ ) a schématiquement été décrite par Maritorena *et al.* (1994) par l'équation (1.2).

$$\rho_s(\lambda) = [\rho_f(\lambda) - \rho_e(\lambda)] e^{-2k_d(\lambda)z} + \rho_e(\lambda) \quad (1.2)$$

où  $\rho_s$  est la réflectance spectrale de surface de l'eau,  $\rho_f$  est la réflectance spectrale du fond,  $\rho_e$  est la réflectance de l'eau profonde ( $z$  infini),  $k_d$  représente l'atténuation diffuse de l'eau et  $z$  la profondeur du fond. Tous ces paramètres, excepté  $z$ , dépendent de la longueur d'onde ( $\lambda$ ). L'eau n'étant pas une surface lambertienne, la réflectance dépend donc des conditions d'observation (angle solaire, angle du capteur et l'angle azimutal entre le soleil, la cible et le capteur, Figure 6).

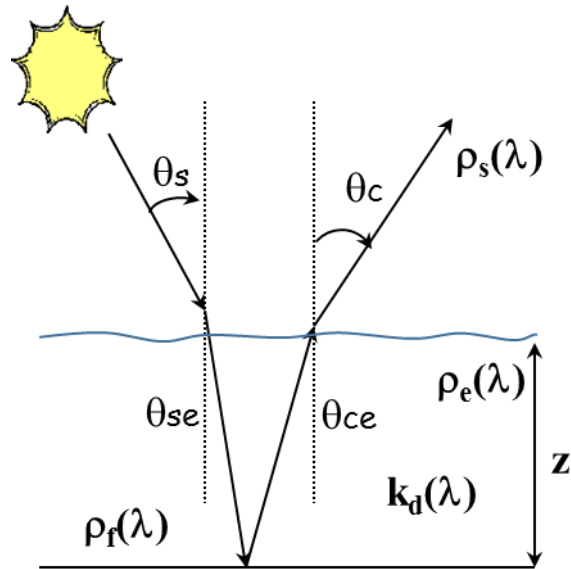


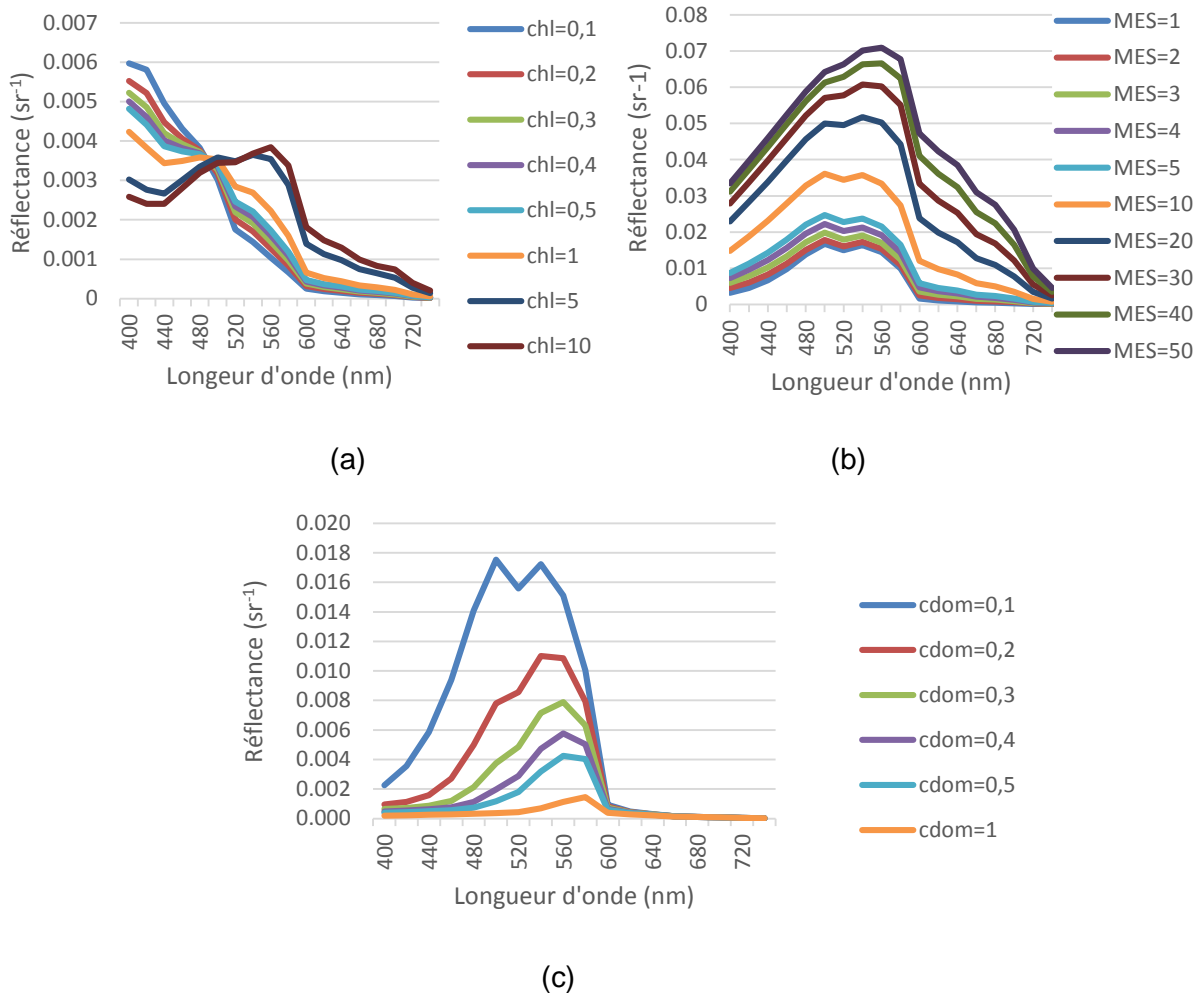
Figure 6 : *Paramètres influant sur la réflectance de surface*

Dans l'équation (1.2) deux paramètres dépendent de la composition de l'eau : la réflectance de l'eau  $\rho_e$  mais aussi l'atténuation diffuse de l'eau  $k_d$ .

#### 1.4.2. Quelques modélisations

##### **Influence de la composition sur la réflectance de l'eau**

A l'aide du modèle de Lee *et al.* (1998, 1999), on peut visualiser l'influence des composants de l'eau comme la chlorophylle (chl), les matières minérales en suspension (MES) et la matière organique dissoute (CDOM) sur sa réflectance de surface.



**Figure 7 : Variation de la réflectance  $R$  ( $\text{sr}^{-1}$ ) en fonction de (a) la concentration en chlorophylle (chl en  $\text{mg}/\text{m}^3$ ), (b) des matières en suspension (MES en  $\text{g}/\text{m}^3$ ), et (c) des substances jaunes (CDOM en  $\text{m}^{-1}$ ).**

La Figure 7.a montre que, lorsque la concentration en chlorophylle augmente dans l'eau, la réflectance diminue dans le bleu (400 à 450 nm) et un pic apparaît dans le vert (550 à 600 nm), ce qui est dû à une forte absorption des rayons dans le bleu par des pigments contenus dans le phytoplancton (Antoine *et al.*, 1996).

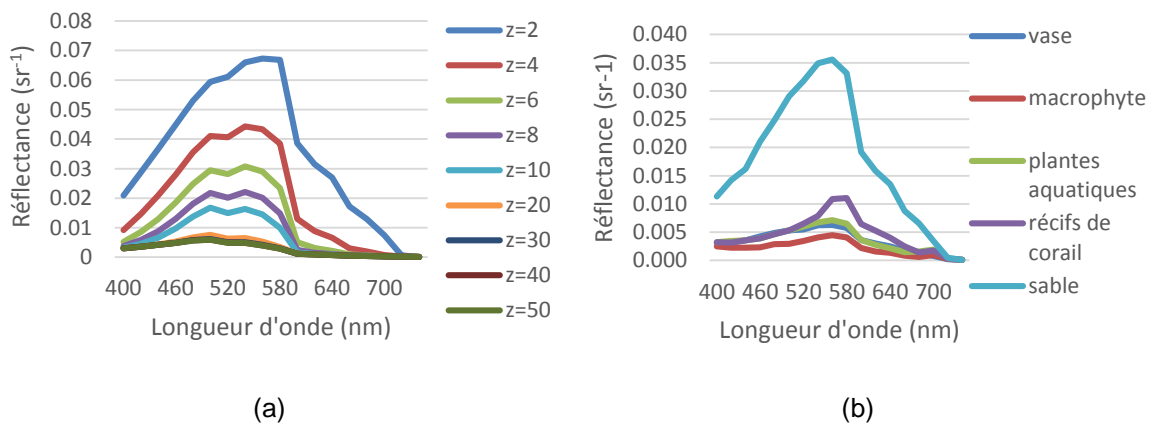
La Figure 7.b montre que lorsque la teneur en matières en suspension augmente, la réflectance augmente sur tout le spectre car les particules minérales augmentent fortement la rétrodiffusion de la lumière (Doxaran *et al.*, 2002).

La décomposition des végétaux entraîne la présence de CDOM en concentration élevée dans les eaux où les apports d'eau douce sont importants, ce qui est généralement le cas dans les lacs. La substance jaune a pour effet d'absorber les longueurs d'onde dans le bleu. La Figure 7.c montre que plus la présence en CDOM est forte et plus la réflectance est atténuée sur tout le spectre, c'est la raison pour laquelle les eaux des lacs sont sombres (Bricaud *et al.*, 1981).

### Influence du fond sur la réflectance de l'eau

Comme la profondeur peut être faible en zones côtières, la couleur du fond, si l'eau est claire, peut avoir une influence non négligeable sur la réflectance de surface. Si l'influence du fond n'est pas prise en compte, cela peut entraîner une erreur sur l'estimation des constituants de l'eau.

Pour le même type de fond (Figure 8.a), plus la profondeur augmente et plus la réflectance diminue pour s'approcher du spectre de l'eau profonde (qui est lui-même fonction de sa composition). La Figure 8.b montre qu'à une faible profondeur (ici 2 m), le fond a une forte influence sur la réflectance de surface. Le sable produit une réflectance de surface beaucoup plus forte que la vase ou les algues benthiques (poussant sur le fond).



**Figure 8 : Variation de la réflectance  $R$  ( $\text{sr}^{-1}$ )**  
**(a) en fonction de la profondeur  $z$  (en m) et (b) du type de fond ( $z = 2$  m)**

## 1.5. Images satellites disponibles pour étudier les zones côtières

### 1.5.1. Les capteurs héliosynchrones dédiés à la couleur de l'eau

Le 1<sup>er</sup> capteur dédié à l'observation de la couleur de l'océan a été CZCS (Coastal Zone Color Scanner), embarqué sur le satellite Nimbus-7 et lancé en 1978 comme mission expérimentale. Le capteur a été conçu pour fonctionner pendant un an mais il est resté en service jusqu'à 1986. CZCS était un radiomètre multi-bandes de 6 canaux, à une résolution de 800 mètres. Les données de CZCS ont été principalement utilisées pour cartographier la concentration en chlorophylle dans les eaux du cas 1 (Hovis, 1981).

Après CZCS, il y a eu 10 ans d'absence de capteur « couleur de l'eau » jusqu'au lancement du satellite IRS-P3 (Indien) en 1996 (Smith, 1978) avec le capteur MOS (*Modular Optoelectronic Scanner*) développé par l'Etablissement de Recherche Aérospatiale Allemande (DLR). Un mois après, une copie de MOS a été lancée pour la mission PRIRODA (Russe) (Zimmermann *et al.*, 1993) qui a installé le capteur MOS sur un module de la station spatiale MIR. Toujours en 1996, un autre capteur japonais dédié à la couleur de l'océan, OCTS (*Ocean Color and Temperature Scanner*, Fukushima *et al.*, 2000), embarqué sur le satellite ADEOS (NASDA, Japon) a été lancé. Ce satellite a malheureusement cessé son activité 10 mois après son lancement. Ensuite, le capteur SeaWiFS (*Sea-viewing Wide Field-of-view Sensor*), embarqué sur le satellite SeaStar (NASA), a été lancé en août 1997 (Brown *et al.*, 2006).

D'après Antoine (1998), les 5 ans entre 1997 à 2002 constituent une "période d'essai". De nombreux instruments basés sur des principes différents et des caractéristiques variables ont été lancés pour tester des techniques et pour préparer le terrain au développement d'une nouvelle génération d'instruments. Pendant cette période, nous avons vu le lancement de capteur OCM (*Ocean Colour Monitor*, Inde) (Nieke *et al.*, 1997), OSMI (*Ocean Scanning Multispectral Imager*, Corée), MERIS (*Medium Resolution Imaging Spectrometer*, Europe) (Curran et Steele, 2005), MODIS-Aqua (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*, USA) et COCTS (*Chinese Ocean Colour and Temperature Scanner*, Chine). La NASA a mis en orbite en 2011 le capteur VIIRS (Schueler *et al.*, 2002) qui étend et améliore une série de mesures initiées par AVHRR et MODIS.

Le Tableau 2 présente les paramètres des capteurs passés ou encore opérationnels, dédiés à la couleur de l'eau.

**Tableau 2 : Caractéristiques des capteurs dédiés à la couleur de l'eau**

	<b>CZCS</b>	<b>OCTS</b>	<b>SeaWiFS</b>
<b>plate-forme</b>	Nimbus-7	ADEOS-1	OrbView-2
<b>Agence</b>	NASA	NASDA	NASA
<b>Début d'opération</b>	1978	1996	1997
<b>Fin d'opération</b>	1986	1997	2010
<b>Inclinaison (°)</b>	99.3	98.6	98.2
<b>Altitude (km)</b>	955	805	705
<b>Type de détecteur</b>	CCD	CCD	CCD
<b>Résolution spatiale au nadir (m)</b>	825	700	1100
<b>Résolution temporelle</b>	17 j	3 j	1 j
<b>centre des bandes concernant la couleur de l'océan et largeur des bandes (nm)</b>	443 (20) 520 (20) 550 (20) 670 (20) 750 (100)	412 (20) 443 (20) 490 (20) 510 (20) 565 (20) 670 (20) 765 (20) 865 (20)	412 (20) 443 (20) 490 (20) 510 (20) 555 (20) 670 (20) 765 (20) 865 (20)



	<b>MODIS</b>	<b>MERIS</b>	<b>VIIRS</b>
<b>plate-forme</b>	Aqua/Terra	Envisat	SNPP
<b>Agence</b>	NASA	ESA	NASA
<b>Début d'opération</b>	2002	2002	2011
<b>Fin d'opération</b>	-	2012	-
<b>Inclinaison (°)</b>	98.2	98.6	98,74
<b>Altitude (km)</b>	705	800	824
<b>Type de détecteur</b>	CCD	CCD	CCD
<b>Résolution spatiale au nadir (m)</b>	1000	300	750
<b>Résolution temporelle</b>	1 j	3 j	1j
<b>centre des bandes concernant la couleur de l'océan et largeur des bandes (nm)</b>	412 (15) 443 (10) 488 (10) 531 (10) 551 (10) 667 (10) 678 (10) 748 (10) 870 (15)	412.5 (10) 442.5 (10) 490 (10) 510 (10) 560 (10) 620 (10) 665 (10) 681(7.5) 708 (10) 778 (15) 865 (20) 885 (10) 900 (10)	412 (20) 445 (18) 488 (20) 555 (20) 672 (20) 746 (15) 865 (39) 1240 (20) 1378 (15) 1610 (60) 2250 (50) 3700 (180) 4050 (155) 8550 (300) 10763 (1000) 12013_A (950) 12013_B (950) +Bandes de MODIS 640 (80) 865 (39) 1610 (60) 3740 (380) 11450 (1900)

Le capteur OLCI (*Ocean Land Colour Instrument*, Europe) doit succéder à MERIS avec 2 modèles en vol prévu pour 2015 et 2016. Nous en parlerons plus en détails au paragraphe 1.6.2.

On peut remarquer que la résolution spatiale et la résolution spectrale de ces capteurs héliosynchrones ont été améliorées au cours du temps, mais la résolution spatiale reste encore limitée pour détecter et suivre des phénomènes très localisés comme les pollutions locales accidentelles.

### 1.5.2. Les capteurs héliosynchrones à haute résolution spatiale

Parmi tous les satellites à haute résolution utilisés pour l'étude de la végétation, les plus anciens sont ceux de la série Landsat. Le programme américain de télédétection spatiale Landsat a été le premier programme civil d'observation de la Terre par satellite (Pohl et Van Genderen, 1998). Il a commencé avec le lancement du premier satellite Landsat-1, appelé à l'origine ERTS (Earth Resources Technology Satellite) en 1972. L'objectif du programme initié par le gouvernement des Etats-Unis et la NASA, était de fournir de façon régulière des images des ressources terrestres sur le long terme, mais également d'estimer le rendement des récoltes céréalières aux Etats-Unis et en Russie, afin d'anticiper l'évolution des cours du marché boursier. A ce jour, huit satellites Landsat ont été lancés depuis juillet 1972, le dernier, Landsat 8, a été mis en orbite en février 2013 (Irons *et al.*, 2012). Les instruments embarqués sur les satellites Landsat et la continuité exceptionnelle du programme ont permis d'acquérir des milliers d'images de la surface de la planète. Elles ont été utilisées non seulement pour la surveillance des ressources terrestres, mais aussi pour de nombreuses autres applications (cartographie des températures de surface de la mer, gestion de l'habitat, géologie, etc). Notons que certains capteurs de type radiomètre comme OLI sur Landsat 8, non dédiés à la couleur de l'océan, peuvent être utilisés dans le domaine marin car ils possèdent des bandes dans le visible et une bonne sensibilité à la couleur de l'eau.

Depuis Landsat, de nombreux satellites d'observation « à haute résolution » ont vu le jour : SPOT, Ikonos, Quickbird, Pléiades, Worldview et GeoEye (Baraldi *et al.*, 2010) dont les caractéristiques multispectrales sont présentées dans le Tableau 3.

**Tableau 3 : Caractéristiques des capteurs multispectraux à haute résolution spatiale**

	<b>Landsat</b>	<b>NAOMI</b>	<b>Ikonos</b>	<b>Quickbird</b>	<b>Pléiades</b>	<b>Woldview</b>	<b>GeoEye</b>
<b>plate-forme</b>	ETM/OLI	SPOT6	IKONOS	Delta II	Pléiades 1A et 1B	Woldview	GeoEye
<b>Agence</b>	NASA	CNES	Digital Globe	Digital Globe	CNES	Digital Globe	Digital Globe
<b>Début d'opération</b>	2011	2012	1999	2001	Dec. 2011	Oct 2009	Sep 2008
<b>Inclinaison (°)</b>	98,2	98,7	98,10	98	98,2	97,2	98,14
<b>Altitude (km)</b>	705	694	726	482	694	770	681
<b>Type de détecteur</b>	CCD	CCD	CCD	CCD	CCD	CCD	CCD
<b>Résolution spatiale au nadir (m)</b>	30	6	3,2	3,2	2,8	1,84	1,64
<b>Résolution temporelle</b>	16j	26j	11j	11j		1,1j	
<b>Centre des bandes (nm)</b>	480 (60) 560 (60) 655 (30) 865 (30) 1610 (80) 2200 (180) 1310 (20)	490 (70) 560 (60) 660 (70) 825 (130)	480 (71) 550 (89) 665 (66) 805 (96)	485 (70) 560 (80) 660 (60) 830 (140)	490 (120) 550 (120) 660 (120) 850 (200)	425 (50) 480 (60) 545 (70) 605 (40) 660 (60) 725 (40) 830 (125) 880 (40)	480 (60) 545 (35) 670 (35) 850 (140)

L'imagerie satellitaire à haute résolution spatiale (Landsat, SPOT, Ikonos, Quickbird, etc.) est utilisée dans de nombreuses applications relatives à l'étude de la biosphère terrestre. L'analyse diachronique d'images à haute résolution spatiale permet de déceler les changements d'origine naturelle ou anthropique survenus sur un territoire. On peut ainsi surveiller le déboisement, la dégradation et le morcellement des forêts - notamment la déforestation des forêts tropicales humides qui se fait à un rythme alarmant - dus à un fort développement des pratiques agricoles et de l'élevage et une extension urbaine plus ou moins contrôlée (Kaimowitz et Angelsen, 1998).

Un capteur à haute résolution spatiale est en projet à l'ESA, c'est le capteur MSI sur le satellite Sentinel-2. Nous en parlerons plus en détail au paragraphe 1.6.1.

L'inconvénient de ce type de capteur est le manque de bandes spectrales pour estimer des paramètres dans l'eau et leur faible répétitivité temporelle pour suivre les phénomènes dynamiques.

### 1.5.3. Les capteurs hyperspectraux

Classiquement utilisée en exploration planétaire, l'imagerie hyperspectrale existe maintenant depuis plus de 25 ans pour l'observation de la Terre en version aéroportée (AVIRIS, CASI, DAIS, MIVIS, HySpex) et depuis plus de 10 ans en version spatiale avec le démonstrateur américain Hyperion. Elle a clairement fait ses preuves dans des domaines d'applications très variés comme les géosciences, la végétation, l'urbain, l'atmosphère, la planétologie et aussi bien sur également les zones côtières. La NASA a embarqué le capteur HICO sur la station spatiale ISS en 2009 pour observer les zones côtières avec une résolution de 90 m et 87 bandes spectrales du visible au proche infrarouge. Plusieurs projets visant à placer des capteurs hyperspectraux dans l'espace sont en cours comme Hymap en Allemagne, PRISMA en Italie et HYPXIM en France (Sang *et al.*, 2008; Galeazzi *et al.*, 2008; Michel *et al.*, 2011). Mais la résolution spatiale de ces capteurs est souvent limitée pour maintenir un rapport signal sur bruit correct. Leur faible fauchée engendre aussi une faible répétitivité temporelle qui ne permet pas de détecter et suivre des phénomènes accidentels à forte dynamique (Manolakis *et al.*, 2003).

### 1.5.4. Les capteurs géostationnaires

Le besoin en répétitivité temporelle pour l'observation de la couleur de l'eau a permis la mise en orbite géostationnaire du capteur GOCI (*Geostationary Ocean Color Imager*) (Ryu *et al.*, 2012) par l'agence spatiale coréenne en 2010. Cette mission dédiée à l'observation de la couleur de l'eau fournit des images multispectrales pour détecter, suivre, quantifier et prédire les changements à courts termes en zones côtières et au large. La résolution spectrale est de 8 bandes du visible au proche infrarouge avec une couverture locale de 2500 x 2500 km<sup>2</sup> autour de la péninsule coréenne avec une résolution spatiale de 500 m et une répétitivité temporelle de 1 heure. Le rapport signal sur bruit est défini pour chaque bande au-dessus de 1000. Pour chaque vue, 2 images sont acquises avec des gains différents pour construire des images non saturées : fort gain sur l'eau qui produit une luminance faible et faible gain pour les nuages produisant une forte luminance (Faure *et al.*, 2008).

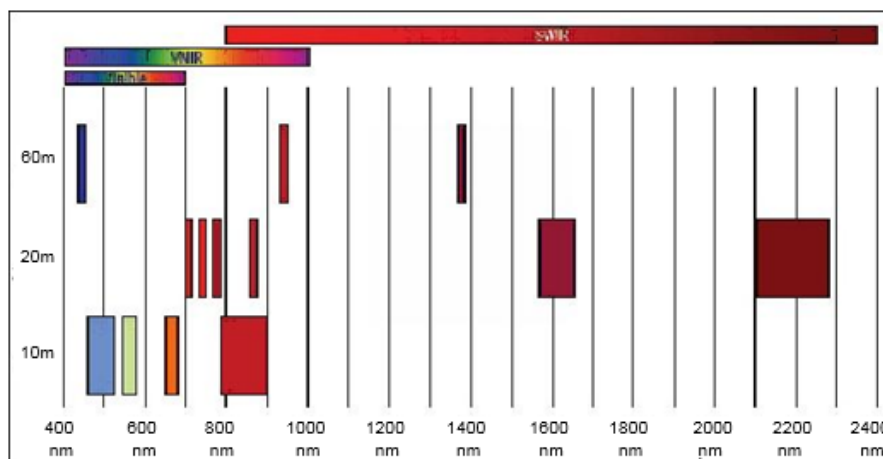
## **1.6. Les futurs MSI (Sentinel-2) et OLCI (Sentinel-3)**

Les satellites Sentinel sont une famille de satellites destinés à remplacer entre autres, le satellite ENVISAT (plateforme de MERIS) dans le cadre du programme Copernicus. L'accord signé le 28 février 2008, entre l'Agence Spatiale Européenne (ESA) et la Commission européenne, permet à l'ESA de développer et livrer l'infrastructure spatiale (les Sentinels) répondant aux besoins définis par la communauté européenne en matière de services GMES axés sur l'environnement et la sécurité, 2 grands sujets de préoccupation pour l'Europe.

### **1.6.1. Présentation de MSI (Sentinel-2)**

Deux satellites Sentinel-2 sont prévus pour observer la totalité des terres émergées tous les 10 jours, avec une résolution de 10 à 60 m, dans 13 bandes spectrales allant du visible au moyen infra-rouge. Sentinel-2A devrait être lancé avant fin 2015, et Sentinel-2B 18 mois plus tard. À eux deux, ils permettront des observations de toutes les terres émergées tous les 5 jours. En tenant compte de l'enneuagement, il sera tout de même possible d'obtenir une donnée claire par mois sur la grande majorité des terres. C'est cette capacité d'observation multi-temporelle qui constitue le véritable apport de la mission Sentinel-2, même si les données des satellites Sentinel-2 (Martimor *et al.*, 2007; Hagolle *et al.*, 2010) offriront aussi aux utilisateurs une bonne richesse spectrale. Les données seront principalement utilisées dans les domaines de l'agriculture, la sylviculture, la détermination de l'occupation des sols, la caractérisation des habitats et la biodiversité, et serviront aussi à l'observation et la prévention des catastrophes naturelles, comme les inondations, éruptions volcaniques, affaissements et glissements de terrains.

Ces 2 satellites seront équipés de l'instrument MSI (*Multi-Spectral Instrument*) fonctionnant dans 13 bandes spectrales allant du visible au moyen infrarouge. Quatre bandes spectrales (490, 560, 670 et 850 nm) seront fournies à 10 m de résolution, 3 bandes spectrales (440, 940 et 1370 nm), destinées aux corrections atmosphériques auront une résolution de 60 m, les 6 bandes restantes seront fournies à 20 m de résolution (Figure 9). L'instrument permettra d'observer une fauchée de 290 km (Drusch *et al.*, 2012).



**Figure 9 : Bandes spectrales de MSI (Sentinel-2)**

Il s'agit du meilleur compromis en termes de besoins des utilisateurs et les possibilités de réalisation de la mission. Il assure la continuité de Spot ainsi que celle de Landsat, avec des bandes plus étroites que ces derniers afin d'améliorer l'identification des caractéristiques, avec des bandes supplémentaires dans l'infrarouge pour évaluer la végétation, et des bandes dédiées aux améliorations des corrections atmosphériques et la détection des nuages.

**Tableau 4: Caractéristiques de MSI (Sentinel-2)**

Capteur	Bandes n°	Centre (nm)	Largeur (nm)	Résolution Spatiale (m)	SNR
MSI	1	443	20	60	129
	2	490	65	10	154
	3	560	35	10	168
	4	665	30	10	142
	5	705	15	20	117
	6	740	15	20	89
	7	775	20	20	105
	8	842	115	10	174
	8a	865	20	20	72
	9	940	20	60	114
	10	1380	30	60	50
	11	1610	90	20	100
	12	2190	180	20	100

Ce capteur est donc à associer à la famille des capteurs satellitaires à haute résolution spatiale.

### 1.6.2. **Présentation d'OLCI (Sentinel-3)**

OLCI assurera la continuité de la génération de capteurs tels que MERIS, avec une priorité sur :

- le suivi des océans et des zones côtières
- la cartographie des terres émergées et leur suivi
- l'analyse et le suivi de l'atmosphère
- et la surveillance du changement climatique

Le capteur OLCI fournira 21 bandes spectrales à 300 m de résolution (Tableau 5). Sa répétitivité temporelle sera de 3 jours mais grâce à 2 satellites identiques dont le lancement est prévu en 2015 et 2016, la résolution temporelle devrait descendre à 1 jour.

**Tableau 5 : Caractéristiques d'OLCI (Sentinel-3)**

Capteur	Bandes	Centre (nm)	Largeur (nm)	Résolution Spatiale (m)	SNR
OLCI	1	400	15	300	2239
	2	412.5	10	300	2006
	3	442	10	300	2087
	4	490	10	300	1683
	5	510	10	300	1629
	6	560	10	300	1481
	7	620	10	300	1131
	8	665	10	300	1022
	9	673.75	7.5	300	829
	10	681.25	7.5	300	956
	11	708.75	10	300	673
	12	753.75	7.5	300	317
	13	761.25	2.5	300	440
	14	764.375	3.75	300	2157
	15	767.5	2.5	300	810
	16	778.75	15	300	688
	17	865	20	300	1582
	18	885	10	300	417
	19	900	10	300	312
	20	940	20	300	230
	21	1020	40	300	146

Ce futur capteur est donc à associer à la famille des capteurs satellitaires dédiés à la couleur de l'eau à moyenne résolution spatiale avec une bonne résolution temporelle.

### **1.7. Recours à la fusion**

Après avoir présenté les différents types de capteurs disponibles, on s'aperçoit qu'aucun ne fournit à la fois une bonne résolution spatiale, spectrale ET temporelle. C'est la raison pour laquelle nous nous penchons dans cette thèse sur la fusion de différents types de capteurs optiques et plus précisément sur la fusion des images qui seront fournies par les capteurs MSI et OLCI.

Depuis le début des années 1990, la "Fusion de Données" a été largement utilisée. La définition de la fusion de données varie. Selon différents auteurs, la fusion de données peut être définie comme étant :

- Un processus de traitement de données et d'informations provenant de sources multiples afin d'obtenir des informations plus raffinées voire améliorées pour la prise de décision (Hall et Llinas, 1997).
- Un processus de combinaison d'informations venant de deux ou plusieurs images d'une scène vers une image composite qui est plus instructif et qui est plus appropriée à la perception visuelle ou traitement informatique (Pohl et Van Genderen, 1998).
- Un procédé consistant à combiner les images, obtenues par des capteurs de longueurs d'onde différentes et de résolutions spatiales différentes visualisant simultanément la même scène, pour former une image composite pour améliorer le contenu de l'image et de permettre à l'utilisateur de détecter, reconnaître et identifier des cibles (Jiang *et al.*, 2011).
- En 1999, Wald a défini la fusion de données comme étant un cadre formel dans lequel s'expriment les moyens et techniques permettant l'alliance des données provenant de sources diverses. Elle vise à l'obtention d'information de plus grande qualité ; la définition exacte de « plus grande qualité » dépendra de l'application.



C'est la dernière définition que nous retiendrons car elle correspond le mieux aux objectifs fixés à cette thèse.

### **1.8. Ce qu'il faut retenir**

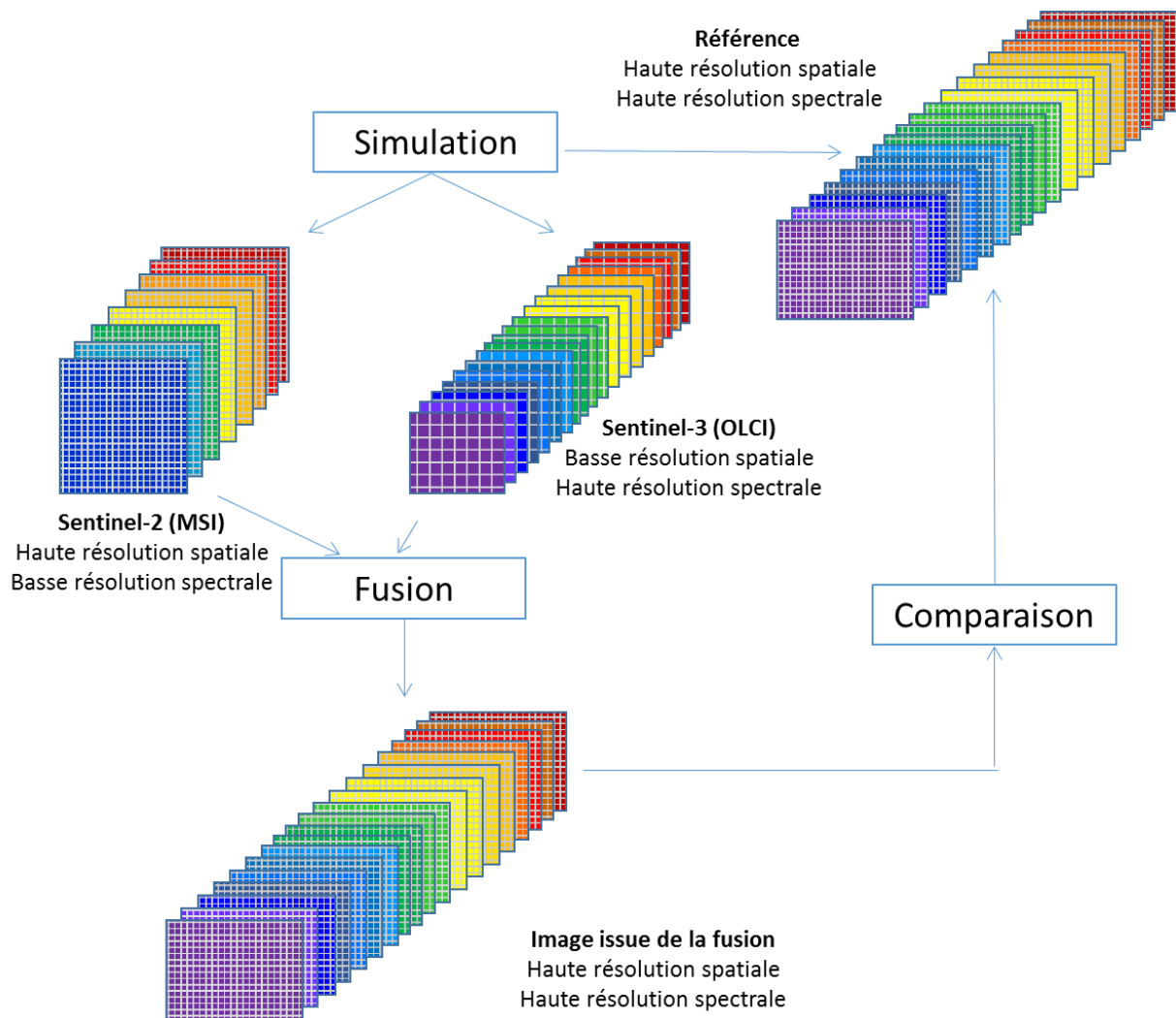
Dans ce chapitre nous avons présenté les problématiques posées en zones côtières et les caractéristiques des capteurs d'observation. Compte tenu des problématiques, nous avons décrit celles qui pouvaient être analysées par télédétection et nous avons proposé des résolutions spatiales, spectrales, et temporelles pour les observer. Enfin, nous avons présenté les missions d'observation spatiale actuelles et futures et nous concluons sur le fait qu'il n'existe pas de capteur optimal disposant à la fois d'une bonne résolution spatiale, spectrale ET temporelle. C'est la raison pour laquelle nous allons dans cette thèse décrire et comparer des méthodes de fusion pour permettre d'accéder à la fois à la haute résolution spatiale, spectrale et temporelle comme par exemple avec les futurs capteurs MSI sur Sentinel-2 et OLCI sur Sentinel-3.

## Chapitre 2 Méthodologie générale et simulation d'images

*Dans ce chapitre, je vais d'abord présenter la méthodologie générale pour permettre au lecteur d'avoir une vision globale sur notre démarche de travail : la simulation des images (car capteurs OLCI (Sentinel-3) et MSI (Sentinel-2) n'ont pas encore été lancés), la fusion de ces images puis la validation et la comparaison des méthodes. Puis je vais présenter en détail la partie simulation des images avec un état de l'art sur les méthodes de simulation existantes et la description de la méthode de simulation retenue pour simuler les images MSI et OLCI.*

### 2.1. Méthodologie générale

L'objectif de la thèse étant d'explorer différentes méthodes de fusion destinées à fusionner des images multispectrales, nous avons choisi un cas d'étude concret qui consiste à fusionner les images des futurs capteurs MSI et OLCI. Comme ces capteurs n'ont pas encore été lancés, et ne fournissent donc pas encore d'images et nous avons donc été amenés à les simuler (Figure 10). Nous avons également simulé une image de référence qui représente l'image qui aurait été acquise par un capteur possédant les meilleures caractéristiques des 2 capteurs que nous simulons. Quatre méthodes de fusion ont été adaptées/développées ou simplement sélectionnées dans la littérature (elles seront présentées au chapitre 3). L'image de référence va permettre d'évaluer les performances de chaque méthode ainsi que la comparaison des méthodes entre elles.



**Figure 10 : Démarche suivie pour les phases de simulation, fusion et validation**

## 2.2. Simulation des images

Dans cette partie, je vais présenter un état de l'art des méthodes de simulation d'images puis la méthode choisie pour simuler les images des futurs capteurs MSI et OLCI. Afin d'évaluer les performances des différentes méthodes de fusion développées nous avons aussi simulé l'image de référence, c'est-à-dire l'image « parfaite », qui serait acquise par un capteur ayant les résolutions spectrale et temporelle de OLCI et la résolution spatiale de MSI.

### 2.2.1. Etat de l'art sur la simulation d'images

Dans la littérature, on trouve 2 principales approches :

- La méthode par modélisation du paysage (Lei, 2011)
- La méthode basée sur la « dégradation » d'images ayant des résolutions spectrale et spatiale « meilleures » que l'image à simuler.

#### **La simulation par modélisation du paysage**

A partir d'une carte de paysage (type de sol, humidité, nature de la végétation, composition de l'eau), on peut modéliser la réflectance spectrale ou la luminance en fonction des caractéristiques de surface et des conditions d'acquisition variées grâce à des modèles de transfert radiatifs.

Il existe des modèles de transfert radiatifs qui concernent la colonne d'eau (Mobley et Sundman, 2001), les sols (Hapke, 1986), la végétation (Jacquemoud et Baret, 1990) ou le couvert végétal (Jacquemoud *et al.*, 2000) qui permettent de simuler la réflectance de surface en fonction des caractéristiques du paysage comme :

- La composition de l'eau (chl, MES et CDOM), la bathymétrie et la réflectance du fond pour l'eau, la vitesse du vent...,
- La composition, l'humidité et la rugosité des sols,
- Le teneur en chl, en matière sèche des feuilles et leur indice foliaire,
- Le LAI (*Leaf Area Index*) qui est la surface de feuille par surface de sol, l'angle moyen des feuilles...

Pour simuler les images qui seraient acquises par le capteur sur ce paysage, il faut ensuite simuler le transfert atmosphérique puis les caractéristiques du capteur.

Lei (2011) a simulé les images du futur capteur géostationnaire GeoOcap. La Figure 11 présente la modélisation de la réflectance bidirectionnelle de l'eau (avec le modèle Hydrolight), du transfert atmosphérique (avec le modèle Modtran) et du modèle de capteur (gabarit spectral, FTM, SNR).

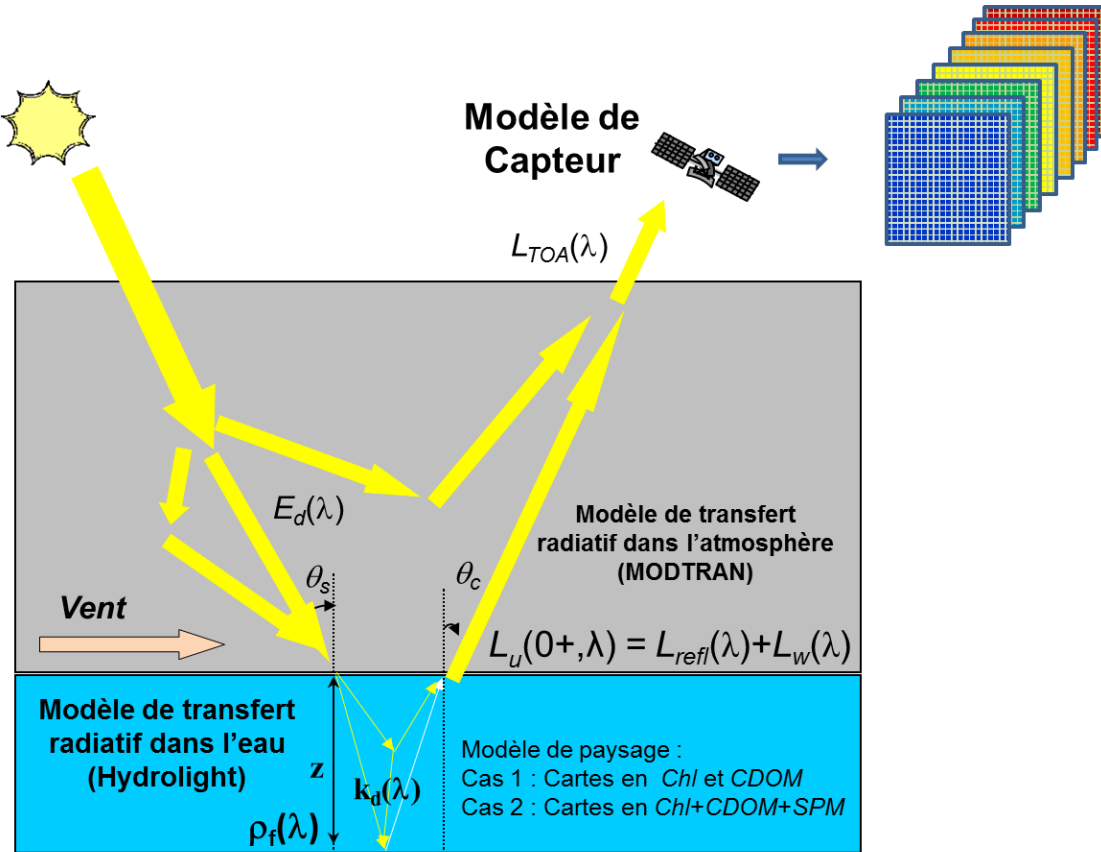


Figure 11 : Schéma de simulation par modélisation

où  $E_d$  : Eclairement descendant,  $\rho_f$  : Réflectance du fond,  $R_{rs}$  : Réflectance de télédétection,  $L_u$  : luminance totale,  $z$  : Profondeur,  $Chl$  : concentration en chlorophylle,  $SPM$  : concentration en matières en suspension,  $CDOM$  : l'absorption de la substance jaune,  $\lambda$  : la longueur d'onde,  $k_d$  : le coefficient d'atténuation,  $L_w$  : Luminance ne provenant que de l'eau,  $L_{refl}$  : Luminance réfléchie sur la surface,  $L_{TOA}$  : Luminance au sommet de l'atmosphère,  $\theta_s$  : l'angle solaire,  $\theta_c$  : l'angle du capteur.

Cette approche nécessite de disposer en entrée de cartes correspondant à chaque paramètre du paysage ce qui n'est pas toujours facile à obtenir. Mais le grand avantage de cette approche est de permettre de disposer d'une référence pour tester ensuite des algorithmes de traitement sur les images simulées. Les images issues de ces simulations sont parfois simplifiées par rapport à la réalité, mais l'essentiel est qu'elles possèdent un caractère réaliste pour être représentatives d'une image réelle (Jeong *et al.*, 2009; Verhoef et Bach, 2003).

### **La simulation par « dégradation » spatiale et spectrale**

Cette 2<sup>ème</sup> approche consiste à « dégrader » des images en utilisant une image avec une résolution « meilleure » ou égale à celle des images à simuler. D'autre part, sa résolution spectrale doit permettre de simuler les bandes spectrales de l'image. Cela implique que : soit les bandes spectrales de l'image source correspondent exactement aux bandes spectrales de l'image à simuler, soit qu'elles soient « assez » nombreuses, espacées régulièrement et qu'elles couvrent tout le domaine spectral de l'image à simuler, pour permettre de construire ces bandes par intégration spectrale. Cette méthode est très souvent utilisée mais des difficultés se posent lorsque la résolution de l'instrument à simuler est basse, ce qui a pour effet, compte tenu des finesses de résolution et de fauchée de l'image aérienne, de donner à l'image simulée une taille bien souvent insuffisante (Minghelli, 1999).

Cette approche ne nécessite donc pas de modéliser le transfert radiatif mais de fournir des images sources compatibles pour obtenir l'image à simuler. Cette méthode permet de générer des images ayant un aspect "réel" puisque le paysage vient du monde réel et les valeurs simulées sont basées sur de vraies mesures. C'est l'intérêt d'utiliser cette approche si l'on désire simuler des images très proches de la "réalité". L'inconvénient est qu'elle ne donne pas accès à l'information concernant la surface et l'atmosphère. En effet, s'il n'y a pas eu de campagne de mesure au moment de l'acquisition des images, il est difficile de connaître les caractéristiques des surfaces au moment de la prise de vue. Enfin, comme le résultat dépend de l'image source, les paramètres géométriques tels que l'angle solaire et l'angle du capteur ne peuvent pas être simulés.

## Exemples de simulateurs d'images satellitaires multi et hyperspectraux

Verhoef et Bach (2003) ont simulé des images hyperspectrales de la végétation pour la mission SPECTRA (*Surface Processes and Ecosystem Change Through Response Analysis*). Leur simulateur utilise le modèle PROSPECT (Jacquemoud et Baret, 1990) pour modéliser la réflectance et la transmittance des feuilles en fonction de la concentration en pigments, la teneur en eau des feuilles et la structure de la mésophyle, le modèle Geo SAIL (Huemmrich, 2001) pour modéliser la réflectance bidirectionnelle de la canopée, et le modèle MODTRAN (Berk *et al.*, 1999) pour la modélisation du transfert radiatif atmosphérique.

Jeong *et al.* (2009) ont simulé les images de la couleur de l'océan avec l'approche par modélisation pour tester le capteur GOCI. Ils ont défini une carte d'albédo hypothétique sur la péninsule coréenne comme carte de paysage et utilisé le modèle d'IRT (*Integrated Ray Tracing*) pour simuler le parcours du rayonnement électromagnétique depuis le soleil jusqu'au capteur en passant par la cible.

La simulation des images du capteur SeaWiFS a été effectuée avant le lancement du satellite pour le développement de la chaîne de traitement. Le simulateur intègre les caractéristiques de SeaWiFS comme les bandes spectrales (Hooker et McClain, 2000), le type de balayage et les paramètres orbitaux. La carte de paysage est fournie par un produit CZCS de concentration en chlorophylle, tout d'abord transformée en luminance émergente de l'eau normalisée  $L_{wN}$  par la méthode de Gordon *et al.* (1988), et ensuite convertie en luminance  $L_w$  (Gordon, 1990). La luminance reçue par le capteur est finalement obtenue après la modélisation de l'atmosphère en tenant compte de la géométrie de prise de vue soleil-capteur.

Billat et Wald (1997) ont développé un simulateur pour simuler des images MERIS afin d'étudier la sensibilité du capteur. La dimension spectrale est fournie par un modèle donnant la réflectance spectrale en fonction de la concentration en chlorophylle dans l'eau (Morel, 1988). Le modèle de transfert radiatif 5S (Tanré *et al.*, 1990) a été utilisé pour simuler la propagation de rayonnement dans l'atmosphère. Dans leur étude, le profil de la colonne d'eau a été considéré comme homogène avec une valeur constante de concentration en chlorophylle, et l'influence de l'atmosphère sur la luminance (principalement la visibilité) a été étudiée.

Afin de tester leur méthode de fusion, Yokoya *et al.* (2011b) ont simulé des images hyperspectrales et multispectrales en utilisant des images AVIRIS (Vane *et al.*, 1993) et HYDICE (Basedow *et al.*, 1995). Ils ont généré des images multispectrales Landsat (1–5 et 7) en dégradant spectralement les images hyperspectrales AVIRIS et HYDICE sur les intervalles correspondants à la réponse spectrale de Landsat et spatialement en utilisant une fonction gaussienne relative à la fonction de transfert de modulation (Eismann et Hardie, 2005).

### **Choix de l'approche**

L'approche par modélisation simplifie parfois trop la réalité, ce qui a pour effet de donner des images non représentatives de la diversité spatiale et radiométrique d'un paysage réel. De plus, dans cette étude, le but n'étant pas de comparer des méthodes d'estimation, nous n'avons pas besoin de la connaissance du paysage au sol disponible avec l'approche par modélisation. Pour ces deux raisons, nous avons préféré l'approche par dégradation spatiale et spectrale qui permet de disposer d'images qui seraient plus proches spatialement et spectralement des images réelles qui seront acquises par les capteurs une fois opérationnels.

### **Avantage de la simulation**

La simulation d'image permet d'éviter 3 problèmes susceptibles d'apparaître dans une démarche de fusion d'images réelles :

- Un changement de paysage entre les deux acquisitions
- Un changement de conditions atmosphériques et d'éclairement
- Un problème de recalage entre les 2 images acquises sur des plateformes différentes.

Bien que nous sachions que ces problèmes ne pourront être évités pour des cas réels, nous faisons le choix ici de ne pas les simuler afin de comparer réellement les méthodes entre elles sans que la comparaison ne soit biaisée par d'autres sources d'erreur.

Enfin, la simulation présente l'avantage de disposer de l'image de référence, c'est-à-dire de l'image qui aurait été acquise par un capteur ayant les meilleures caractéristiques des 2 capteurs.



### 2.2.2. Les images du spectro-imageur HICO

Le capteur nommé HICO (*Hyperspectral Imager for Coastal Ocean*) est un spectromètre-imageur inspiré du spectromètre imageur aéroporté PHILLS. HICO a été développé par la NRL (*Naval Research Laboratory*) pour l'ONR (*Office Naval Research*) comme un prototype naval innovant. HICO est le premier spectromètre imageur spatial dédié à l'observation des zones côtières (Lewis *et al.*, 2009). Embarqué sur la station spatiale ISS depuis 2009, HICO fournit des images à 90 m de résolution avec une couverture spectrale de 380 à 960 nm échantillonnée par pas de 5,7 nm (87 bandes) et un rapport signal sur bruit (SNR) de 200. C'est donc une image hyperspectrale ayant une sensibilité radiométrique suffisante pour analyser les faibles nuances de couleur de l'eau.

Chaque année, HICO recueille près de 2000 scènes en zones côtières par programmation. L'objectif actuel est de fournir des données pour la recherche scientifique sur les zones côtières et d'autres régions du monde. Le Tableau 6 donne les caractéristiques du capteur HICO.

**Tableau 6 : Caractéristiques du capteur HICO**

Plateforme	International Space Station (ISS)
Lancement	Septembre 2009
Inclinaison (°)	51,6
Altitude (km)	343
Acquisition par orbite	1
Acquisition par jour	15
Résolution spatiale (m)	90
Dimensions de l'image (km)	42x192
Dimensions de l'image (pixels)	500x2000
Bandes	87
Domaine spectral couvert (nm)	400-900
Résolution spectrale (nm)	5,7
Signal sur Bruit (SNR)	200
Format de données	Binaire BIL et BSQ (compatible avec ENVI)
Taille de données	L1B : 120 MB / 230 (non compressées) L2A : 400 MB / 696 (non compressées)

Le capteur imageur HICO fournit 2 niveaux de traitement : Le niveau 1LB et le niveau L2A. Le niveau L1B est le format brut contenant les images sans traitement alors que le niveau 2A contient les images corrigées des effets atmosphériques. Il existe plusieurs types d'algorithmes pour faire

cette correction, mais celui que l'équipe de recherche d'HICO au NRL et OSU utilise est une version modifiée de l'algorithme appelé TAFKAA (*Atmospheric Correction Algorithm for the Land*, Montes *et al.*, 2004). Les modifications portent sur la correction de la vapeur d'eau à 825 nm afin d'améliorer les estimations sur les zones côtières.

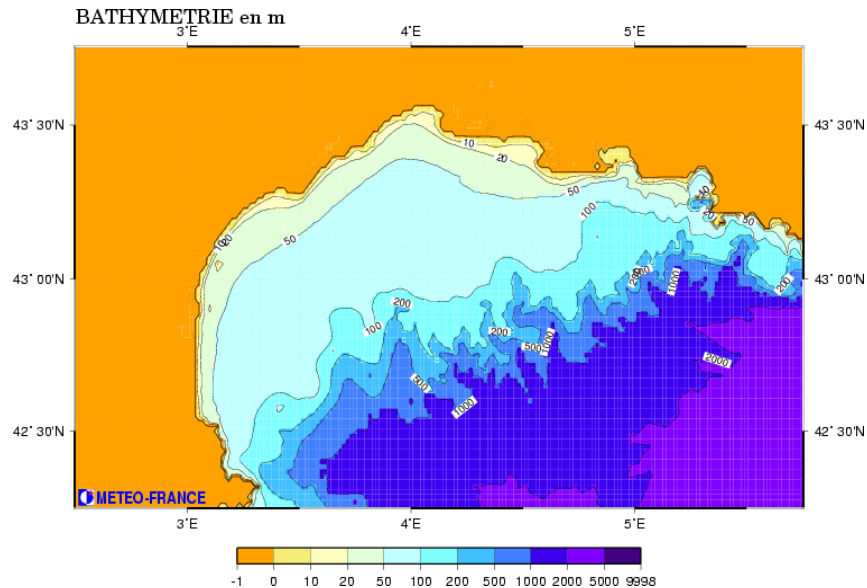
### 2.2.3. Choix de la zone d'étude et de l'image

Dans notre étude, nous avons choisi de travailler sur la zone côtière méditerranéenne située dans le Golfe du Lion, près de l'étang de Thau car cette zone propose une grande diversité paysagère côtière (plage, étangs, villes, forêts, sols nus). La côte se caractérise par la présence quasi continue d'un cordon lagunaire et de nombreux étangs. Quelques massifs, le plus souvent calcaires, bordent ces vastes étendues planes. L'étang de Thau est une lagune séparée du Golfe du Lion par un cordon de sable littoral reliant le volcan d'Agde et la colline de Sète (le mont Saint-Clair). Il se prolonge à l'Est par les étangs des Eaux-Blanches et l'étang d'Ingril de Frontignan, aujourd'hui partiellement comblé. À l'ouest, on trouve l'étang et le marais du Bagnas, propriétés du Conservatoire du littoral et réserve ornithologique protégée.



Figure 12 : Carte Google sur l'étang de Thau (France)

Des Pyrénées au Rhône, il est un point commun : un plateau continental (Figure 13). Le Golfe du Lion, contrairement à la côte de Provence où les fonds tombent très vite dans les grandes profondeurs, dispose d'une zone immense de faible profondeur : entre le bord de plage et la zone des 200 m de profondeur, le plateau s'étend sur quelques 14 000 km<sup>2</sup>.

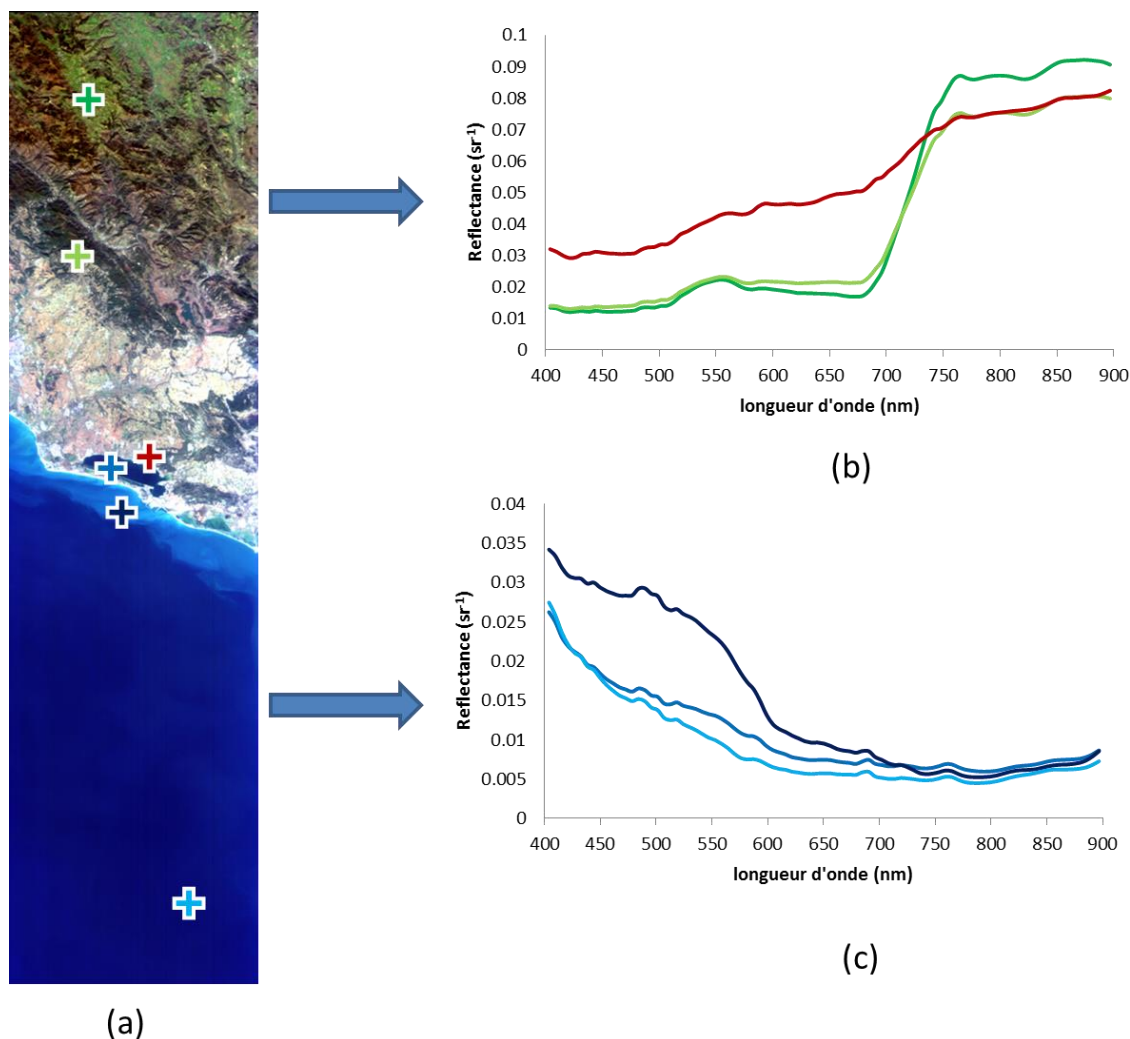


**Figure 13 : Carte bathymétrique du golfe du Lion (Ifremer)**

D'autre part, grâce à Ifremer, situé à Sète, nous disposons d'une bonne connaissance du site.

#### 2.2.4. L'image HICO utilisée

L'image HICO dont nous disposons (Figure 14) a été acquise le 24 mars 2012 perpendiculairement à la côte. Elle couvre 94 km sur sa fauchée, 100 km sur la terre et 100 km jusqu'au large. Elle contient donc une bonne diversité terrestre et marine. Sur la zone émergée on distingue des forêts, des sols nus et des zones urbaines. En zone immergée, l'eau est plutôt turbide près de la côte et devient de plus en plus claire à mesure que l'on s'éloigne de celle-ci. Cette image couvre également l'étang de Thau et des lagunes à l'Est de faible profondeur. La bathymétrie couverte va de 0 à 100 m de fond.



**Figure 14 : Composition colorée de l'Image HICO (a)  
spectres extraits de l'image sur la terre (b) et sur l'eau (c)**

Les spectres du haut (b) ont été extraits de la zone émergée. En vert, des spectres de différents types de végétation (végétation haute en vert clair et végétation basse en vert foncé) et du sol nu (en rouge). Les spectres du bas (c) ont été extraits de la zone marine, au large (spectre bleu clair), dans l'étang de Thau (spectre bleu intermédiaire) et sur la zone très côtière (spectre bleu foncé). On constate que les réflectances sont très résolues spectralement, de très faibles atténuations ou absorption sont visibles sur les spectres. Celui correspondant à la zone côtière a une réflectance plus élevée que les autres car l'eau contient du sable en suspension qui augmente la rétro-diffusion de la lumière. Les spectres du large et de l'étang de Thau sont assez proches car l'eau y est très claire (peu de composants dans l'eau).

Concernant l'influence du fond sur les spectres, au large la bathymétrie est trop forte pour que le fond influe sur la réflectance de surface et dans l'étang de Thau, la bathymétrie varie entre 3 et 10 mètres mais les fonds étant sombres, ils ont peu d'influence sur la réflectance de surface.

### 2.2.5. Simulation des images MSI (Sentinel-2) et OLCI (Sentinel-3)

Pour simuler les images MSI et OLCI nous avons indiqué que nous avons choisi l'approche par dégradation à partir de l'image HICO. Nous allons donc maintenant exposer les méthodes utilisées.

#### Dégradation spectrale

Pour passer de la configuration spectrale de HICO (hyperspectrale) à celles de MSI et OLCI (multispectrales), il nous faut connaître la largeur des bandes de chaque capteur. La matrice permettant de passer d'une configuration spectrale de HICO à MSI ou HICO à OLCI sera notée  $R$  (2.1). Elle contient les coefficients multiplicateurs des bandes HICO recouvrant les bandes spectrales de Sentinel-2 (MSI) et Sentinel-3 (OLCI).

$$R_{ij} = \frac{\int f_i(\lambda) g_j(\lambda) d\lambda}{\sum_{j'} \int f_i(\lambda) g_{j'}(\lambda) d\lambda} \quad (2.1)$$

Avec  $\{f_i(\lambda)\}_{i=1}^{\lambda_M}$  les réponses spectrales de l'image multispectrale (MSI ou OLCI) et

$\{g_j(\lambda)\}_{j=1}^{\lambda_H}$  les réponses spectrales de l'image hyperspectrale HICO (Yokoya *et al.*, 2013).

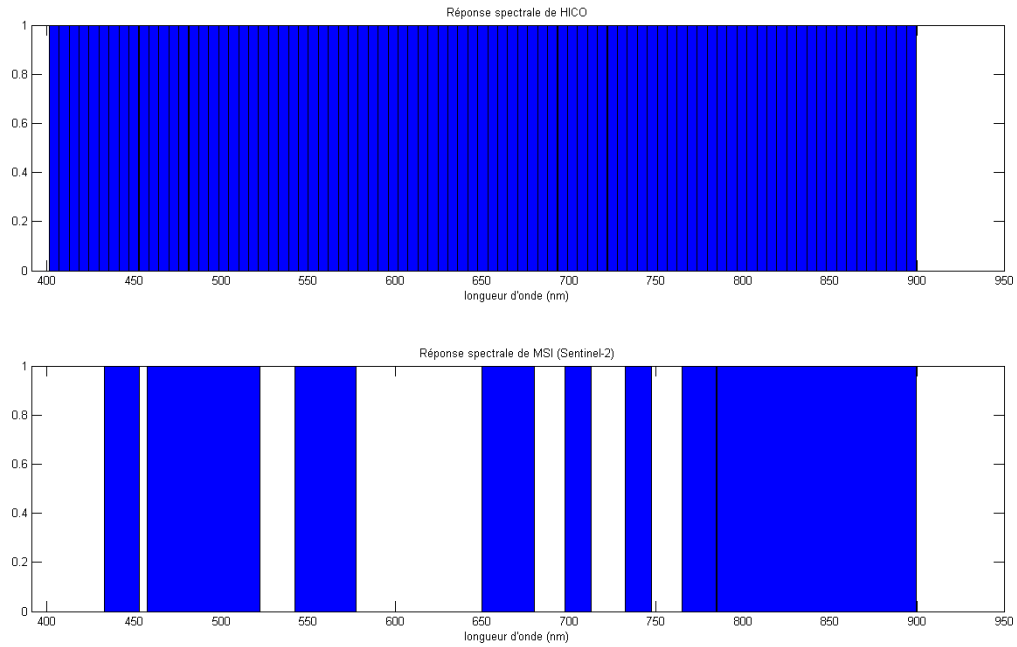
$\lambda_M$  étant le nombre de bandes multispectrales et  $\lambda_H$  le nombre de bandes hyperspectrales.

$R \in \mathbb{R}^{\lambda_M * \lambda_H}$  avec  $\{r_i\}_{i=1}^{\lambda_M} \in \mathbb{R}^{\lambda_H}$ . Chaque ligne contient les coefficients permettant par combinaison linéaire d'obtenir chaque bande multispectrale simulée à partir de l'image hyperspectrale.

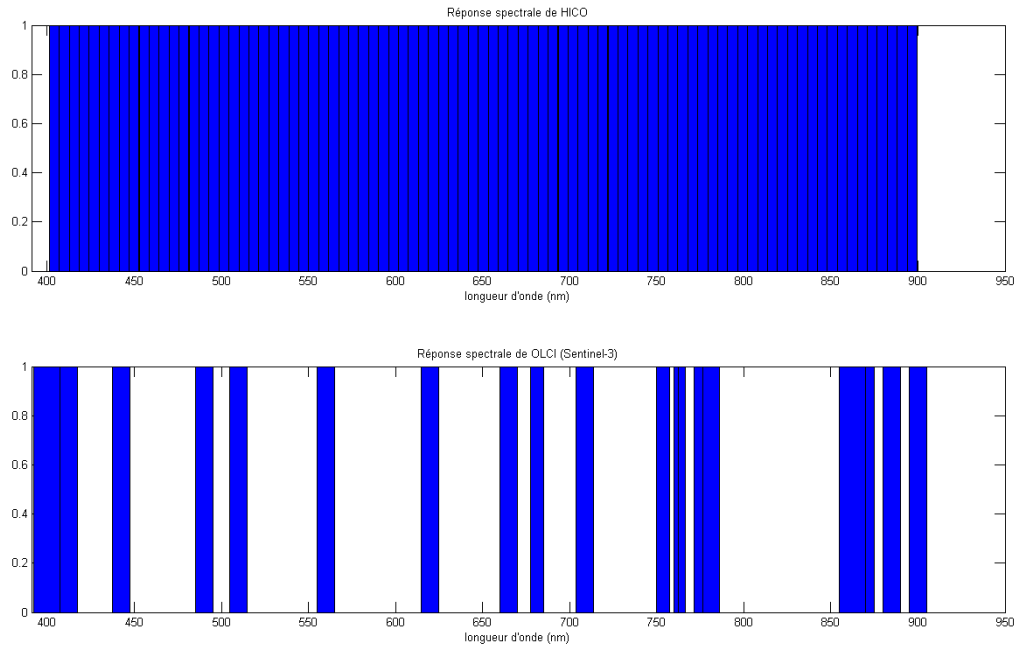
Soit  $H \in \mathbb{R}^{\lambda_H \times P_H}$  l'image hyperspectrale dépliée, c'est-à-dire que les profils spectraux des pixels de l'image sont juxtaposés en colonne dans une matrice. L'image multispectrale dégradée spectralement  $M \in \mathbb{R}^{\lambda_M \times P_H}$  se déduit du produit matriciel de  $R$  et de  $H$  (2.2).

$$M \approx RH \quad (2.2)$$

Sur la Figure 15 et la Figure 16, sont présentées la réponse spectrale  $g$  de HICO et les réponses spectrales  $f$ , respectivement pour MSI et OLCI.



**Figure 15: Réponses spectrales de HICO et de MSI (Sentinel-2) dans le visible**



**Figure 16: Réponses spectrales de HICO et d'OLCI (Sentinel-3) dans le visible**

Pour MSI comme pour OLCI, les gabarits spectraux ont été considérés comme étant des portes.

Il existe donc 2 matrices  $R$  : une qui permet de passer de la configuration spectrale de HICO à celle de MSI et une autre qui permet de passer de la configuration spectrale de HICO à celle d'OLCI.

## Dégradation spatiale

De même, pour obtenir les résolutions spatiales voulues, les images obtenues après dégradation spectrale, doivent parfois être dégradées spatialement.

La dégradation spatiale la plus rigoureuse consiste à prendre en compte la fonction transfert de modulation (FTM) des instruments. Cette fonction représente la façon dont les fréquences spatiales sont restituées dans l'image. Si les instruments étaient parfaits, cette fonction serait une

fonction porte égale à 1 entre  $-f_e/2$  et  $f_e/2$  et 0 ailleurs, où  $f_e$  est la fréquence d'échantillonnage de l'image, c'est-à-dire l'inverse de la taille d'échantillonnage. Dans ce cas, toutes les fréquences spatiales du paysage seraient également restituées. Cependant, la composition des instruments (optique, détecteurs) et le mode de fonctionnement de ceux-ci (déplacement de l'instrument pendant la prise de vue) font que la FTM est une fonction porte dégradée.

La méthode employée est similaire à la dégradation spectrale. La matrice de transformation spatiale permettant de passer de l'image dégradée spectralement  $M$  à l'image multispectrale à simuler  $M'$  est la matrice  $S \in \mathbb{R}^{P_H \times P_{M'}}$  avec chaque colonne  $\{s_{k'}\}_{k'=1}^{P_H} \in \mathbb{R}^{P_{M'}}$  identique, contenant la fonction de transfert de modulation (ou *PSF Point Spread Function*) permettant d'obtenir l'image multispectrale simulée à partir de l'image hyperspectrale.

Cette matrice  $S$  est normalisée sur les colonnes,  $\sum_{k=1}^{P_{M'}} s_{kk'} = 1$ .

Dans cette thèse, nous avons fait l'hypothèse que l'instrument était parfait avec une FTM assimilée à une fonction porte car l'objectif étant d'explorer des méthodes de fusion, nous ne souhaitons pas que les images ne soient trop dépendantes des capteurs.

Soit  $M$  l'image multispectrale à haute résolution spatiale, obtenue après dégradation spectrale au paragraphe précédent,  $M' \in \mathbb{R}^{\lambda_M \times P_{M'}}$  l'image multispectrale dégradée spatialement se déduit du produit matriciel de  $M$  et de  $S$  (2.3).

$$M' \approx MS \quad (2.3)$$

Pour obtenir les images simulées, il faut donc parfois combiner une dégradation spectrale et une dégradation spatiale.

#### 2.2.6. Discussion sur le domaine spectral

Nous avons indiqué au paragraphe 1.6 que MSI possédait 13 bandes spectrales allant de 443 à 2190 nm et qu'OLCI possédait 21 bandes spectrales allant de 400 à 1020 nm. Comme le domaine



spectral de HICO ne couvre que le domaine allant de 380 à 960 nm, il ne nous a pas été possible de simuler toutes les bandes de MSI, ni toutes celles d'OLCI. Néanmoins, comme les bandes situées au-delà de 1000 nm sont destinées à la correction atmosphérique et que les méthodes de fusion doivent être appliquées à des images en réflectances (déjà corrigées des effets atmosphériques), il ne nous a donc pas été nécessaire, de simuler ces bandes situées dans le proche et le moyen infrarouge. C'est la raison pour laquelle, nous ne simulerons que 8 bandes pour MSI et 19 pour OLCI.

#### **2.2.7. Discussion sur les résolutions spatiales**

Nous avons mentionné au paragraphe 1.6.1 que MSI possède des résolutions spatiales différentes selon les bandes (10, 20 et 60 m). Cependant, comme nous ne disposons pas d'images hyperspectrales à 10 m de résolution avec une fauchée assez large pour simuler des images à 300 m, il ne nous a pas été possible de simuler ces différentes résolutions. Pour simplifier dans un premier temps la question, nous avons considéré que toutes les bandes de MSI étaient à 60 m de résolution car une résolution de 60 m en zones côtières est souvent suffisante (Davis *et al.*, 2007).

Néanmoins, comme nous ne disposons pas non plus d'images hyperspectrales à 60 m de résolution mais d'images HICO hyperspectrales à 90 m de résolution et compte tenu de la zone observée et des données disponibles, nous avons fait le choix de considérer la résolution de HICO comme étant à 60 m pour conserver le rapport de résolution entre les images à fusionner plutôt de la résolution exacte des images.

L'image MSI a donc été obtenue directement après la dégradation spectrale de l'image HICO. Comme la résolution d'HICO est assimilée à 60 m, la résolution de MSI sera donc aussi assimilée à 60 m dans la suite de l'étude. Néanmoins, nous savons que sa résolution réelle est de 90 m.

En ce qui concerne l'image OLCI, nous avons d'abord appliqué une dégradation spectrale de l'image HICO en tenant compte des réponses spectrales d'OLCI puis une dégradation spatiale d'un rapport 5 pour obtenir la résolution de 300 m d'OLCI en considérant encore que l'image HICO

d'origine possède une résolution de 60 m. En réalité nous savons que la résolution réelle de l'image simulée OLCI est de 450 m.

En faisant l'hypothèse que la résolution d'HICO est de 60 m, nous avons bien conservé le rapport de résolution entre l'image OLCI et l'image MSI qui est de 5 pour les résolutions supposées (300/60 m) comme les résolutions réelles (450/90 m).

La Figure 17 représente les compositions colorées des 2 images simulées OLCI et MSI. On remarque la différence de résolution spatiale qui représente un rapport 5 entre les images. Les choix des bandes pour les compositions colorées ont été faits avec un souci de correspondance spectrale entre les 2 images et en couleurs vraies RGB : les bandes 3, 6 et 11 d'OLCI et les bandes 1, 3 et 5 de MSI.



(a)

(b)

**Figure 17: Images simulées à partir de l'image HICO :**  
**(a) composition colorée des bandes 3, 6 et 11 d'OLCI (300m),**  
**(b) composition colorée des bandes 1, 3 et 5 de MSI (60 m)**

#### 2.2.8. **Simulation de l'image de référence pour la validation**

Pour valider la méthode fusion, il faut vérifier au moins la propriété de cohérence et au mieux la propriété de synthèse (Thomas et Wald, 2004 ; Wald *et al.* 1997).

##### **Propriété de cohérence :**

L'image issue de la fusion une fois dégradée spatialement, doit être aussi proche que possible de l'image à haute résolution spectrale.

Pour vérifier également que l'image issue de la fusion conservait l'information spatiale contenue dans l'image à haute résolution spatiale, nous avons ajouté à la propriété de cohérence citée ci-dessus la propriété suivante :

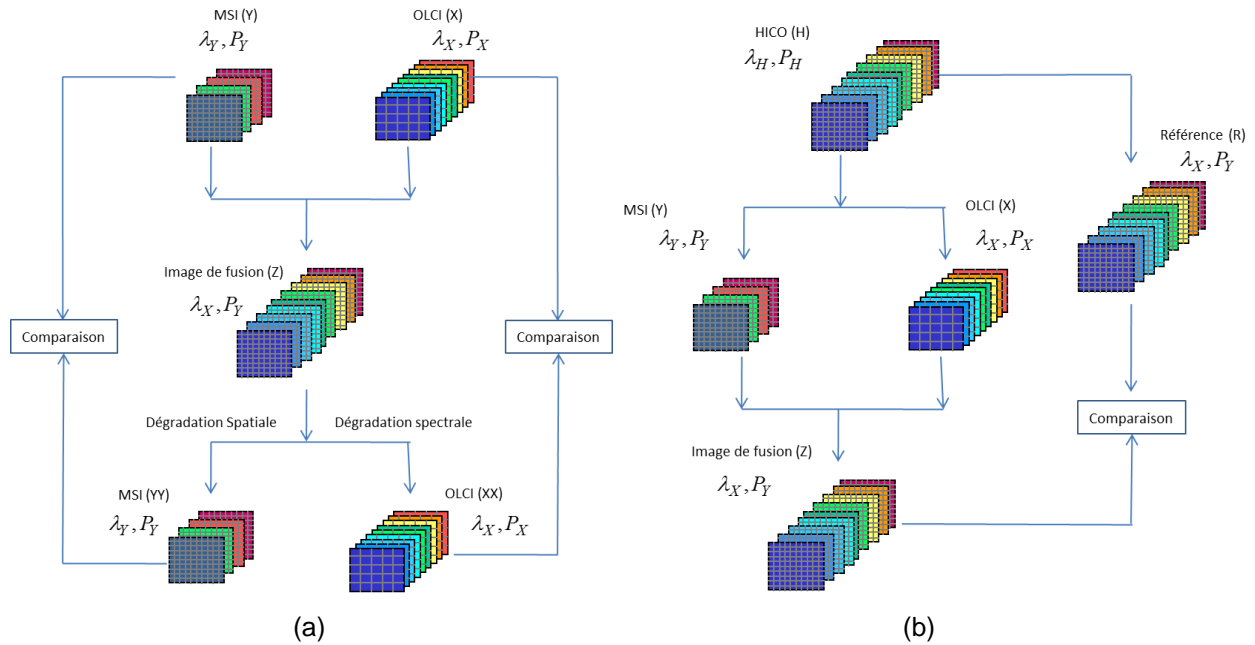
L'image issue de la fusion une fois dégradée spectralement, doit être aussi proche que possible de l'image à haute résolution spatiale.

##### **Propriété de synthèse :**

L'image issue de la fusion doit être aussi proche que possible de celle qu'observerait le capteur correspondant s'il possédait la meilleure résolution spatiale et spectrale des 2 images.

La plupart du temps, quand la fusion est réalisée à partir d'images réelles, l'image issue de la fusion ne peut pas être comparée à l'image parfaite qui aurait été acquise par un capteur ayant les meilleures résolutions spatiale, spectrale et temporelle des images que nous fusionnons, car ce capteur n'existe pas. L'image issue de la fusion est alors d'une part dégradée spatialement pour être comparée à l'image à haute résolution spectrale (Propriété de cohérence, Figure 18.a). Elle peut être aussi dégradée spectralement pour être comparée à l'image à haute résolution spatiale (Propriété de cohérence adaptée, Figure 18.a).

Dans notre schéma de simulation, l'image à haute résolution spatiale et spectrale (HICO) utilisée pour simuler nos images d'entrée, peut aussi être utilisée pour générer une image de référence qui serait l'image « parfaite » qui aurait été acquise par un capteur ayant les meilleures résolutions spatiale, spectrale et temporelle des images que nous fusionnons (propriété de synthèse, Figure 18.b).



**Figure 18 : Différents schémas de validation pour analyser les performances de méthodes de fusion (a-propriété de cohérence adaptée, b-propriété de synthèse)**

Dans notre cas, l'image de référence a pu être obtenue en dégradant spectralement l'image HICO pour l'amener dans la configuration spectrale d'OLCI.

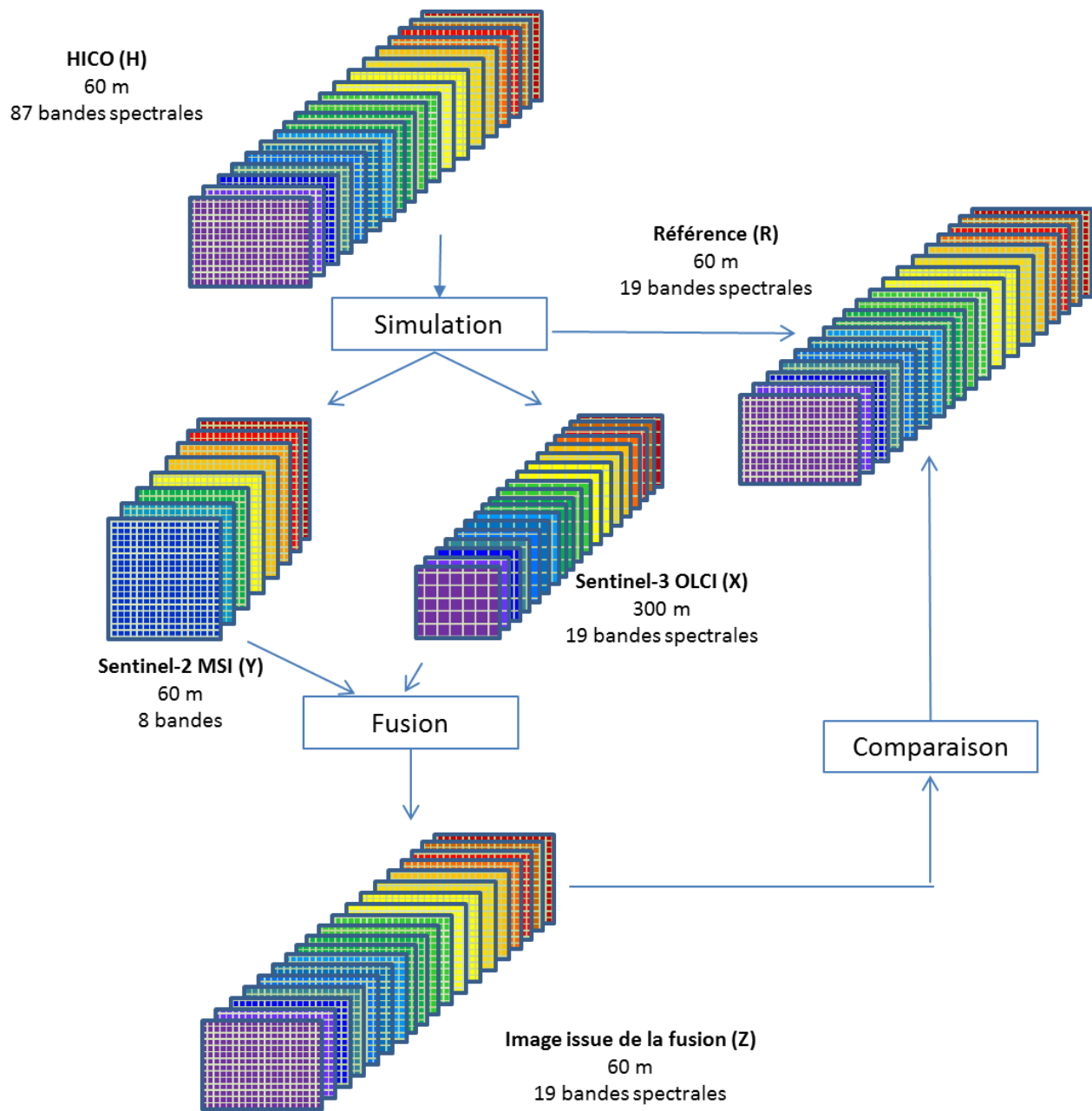
La Figure 19 montre les 3 images simulées OLCI, MSI et la référence. L'image OLCI et l'image de référence, possèdent autant de bandes spectrales (19). Elles ont donc pu être affichées avec la même table de couleur, comme recommandé par Thomas (2006) en réalisant une mosaïque. En comparant ces 2 images, on constate que celles-ci ne diffèrent l'une de l'autre que par leur résolution spatiale (rapport 5 entre les deux images). D'autre part, si on compare l'image MSI et l'image de référence, on remarque que leurs résolutions spatiales et leurs couleurs sont similaires. Les compositions colorées n'ont pu être effectuées avec les mêmes bandes, mais néanmoins avec des bandes spectrales proches.



Figure 19 : *Images simulées OLCI, bandes 3, 6, 11 (300 m),  
MSI, bandes 1, 3, 5 (60 m)  
et Référence, bandes 3, 6, 11 (60 m)*

Enfin, la Figure 20 décrit le schéma global des étapes de simulation, fusion et validation :

- L'image simulée MSI est obtenue par dégradation spectrale de l'image HICO. Elle possède une résolution de 60 m et 8 bandes spectrales.
- L'image simulée OLCI est obtenue par dégradation spatiale et spectrale de l'image HICO. Elle possède une résolution de 300 m et 19 bandes spectrales.
- L'image de référence est obtenue par dégradation spectrale de l'image HICO. Elle possède une résolution de 60 m et 19 bandes spectrales.
- Après l'utilisation de chaque méthode de fusion (4 différentes), nous allons obtenir une image de fusion qui possèdera 19 bandes spectrales à la résolution de 60 m.
- L'image issue de la fusion pourra être comparée à l'image de référence car elles possèdent toutes deux les mêmes caractéristiques (19 bandes et 60 m de résolution).



**Figure 20 : Schéma global de la simulation, fusion et validation**



### **2.3. Ce qu'il faut retenir**

Dans ce chapitre, nous avons dans un premier temps présenté la méthodologie générale de l'étude : La nécessité de simuler les images qui n'existent pas encore, ainsi que l'image de référence pour la validation des méthodes après la fusion. Concernant la simulation, nous avons montré l'avantage de l'approche par dégradation spectrale et spatiale comparée à l'approche par modélisation. L'image réelle source utilisée est une image HICO qui possède la résolution spectrale requise dans le domaine du visible et du proche infrarouge mais une résolution spatiale limitée. Pour cette raison, nous avons dû faire une hypothèse sur la résolution des images MSI et une hypothèse que la résolution des images HICO. Concernant l'image MSI nous avons considéré que toutes les bandes avaient une résolution de 60 m et concernant HICO, nous avons aussi considéré que la résolution des bandes était à 60 m, alors qu'elle est de 90 m en réalité. Par ce choix, nous avons pu simuler les images MSI et OLCI en conservant un rapport 5 de résolution entre les deux images. Nous avons également simulé l'image de référence qui serait l'image acquise par le capteur parfait ayant la résolution spatiale de MSI et la résolution spectrale de OLCI. Cette image va nous permettre de valider les différentes méthodes et les comparer entre elles.

## Chapitre 3 Présentation des différentes méthodes de fusion

*Dans ce chapitre, nous présentons une bibliographie sur les différents types de fusion d'images satellitaires (panchromatiques, multispectrales et hyperspectrales) et précisons les prétraitements nécessaires à la fusion tels que le recalage, les corrections atmosphériques, etc..... Les méthodes de fusion développées dans le cadre de cette thèse sont ensuite présentées dans ce chapitre, elles seront dans le chapitre 4 appliquées aux images MSI de Sentinel-2 et OLCI de Sentinel-3 simulées au chapitre précédent et comparées entre elles.*

### 3.1. Etat de l'art

#### 3.1.1. Différents niveaux de fusion

La fusion peut être opérée à différents niveaux dans la chaîne de traitement d'images (Hall et Linas, 1997). Le premier niveau est le niveau radiométrique où l'on travaille à partir d'images étalonnées corrigées ou pas du transfert atmosphérique (Minghelli-Roman *et al.*, 2006). Le deuxième est le niveau produit en fusionnant par exemple des cartes de chlorophylles obtenues à partir de capteurs différents (Mangin et Fanton d'Andon, 2012). Enfin le dernier niveau est le niveau information où l'on va fusionner des cartes de paramètres obtenues à partir de capteurs différents, optique et radar par exemple (Zhao *et al.*, 2014). Il peut exister des niveaux supérieurs comme le niveau décisionnel par exemple (Pohl et Van Genderen, 1998). C'est au premier niveau de fusion que nous nous intéressons dans ce rapport de thèse.

### 3.1.2. **Fusion d'images panchromatique et multispectrale**

Certains capteurs ont la capacité d'acquérir simultanément une image multispectrale et une image panchromatique à plus haute résolution spatiale comme SPOT 1-4 (20m/10m), SPOT 5 (10m/5m), Landsat 7-8 (30m/15m). Les bandes multispectrales ne contiennent qu'une partie limitée du spectre visible alors que la bande panchromatique intègre tout le domaine du visible et du proche infrarouge. Le nombre de photons étant plus important, la bande panchromatique permet d'accéder à un meilleur rapport signal sur bruit et donc à une résolution spatiale plus fine.

De nombreuses techniques dites de *Pan-Sharpening* ont été développées afin d'améliorer la résolution spatiale d'une image multispectrale en utilisant les structures spatiales provenant de l'image panchromatique. On peut les classer en 4 catégories : Les méthodes de types projection, contribution spectrale, filtrage et multi-résolutions. Nous allons rapidement décrire chacune de ces catégories.

#### ***Les méthodes de type « projection substitution »***

Ces méthodes sont basées sur le changement de l'espace de couleur RGB (*Red Green Blue*) vers un autre espace et sur le remplacement de l'une des nouvelles composantes obtenues par une image mieux résolue.

La méthode IHS (*Intensity Hue Saturation*) (Liu, 2000 ; Tu *et al.*, 2001) fait passer de l'espace RGB de l'image MS sur-échantillonnée à l'espace IHS. La composante contenant les structures de l'image multispectrale (composante *Intensity*) est remplacée par la modalité panchromatique en se basant sur l'hypothèse que ces structures sont similaires à celle de la modalité panchromatique. Finalement, une transformation inverse d'espace est opérée pour synthétiser des bandes multispectrales à haute résolution spatiale (Hagan et Demuth, 1999; Shettigara, 1992). L'inconvénient de cette méthode est qu'elle se limite aux images multispectrales à 3 bandes.

Une méthode similaire à la méthode IHS est la transformation en composantes principales qui présente l'avantage de pouvoir traiter un nombre de bandes arbitraire (pas limité à 3). Après avoir

appliqué une Analyse en Composante Principale (ACP) (Shah *et al.*, 2008) à l'image multispectrale sur-échantillonnée, la première composante est remplacée par la bande panchromatique et une transformation inverse est alors appliquée pour revenir à l'espace de départ (Zhang, 2004). Licciardi *et al.* (2011) ont développé une méthode d'Analyse de Composantes Principales Non Linéaire (NLPCA) qui permet de traiter les bandes multispectrales à basse résolution spatiale en utilisant un réseau de neurones (Hagan et Demuth, 1999).

### ***Les méthodes de type « contribution spectrale »***

Ces types de méthodes sont basés sur l'hypothèse que la modalité panchromatique à basse résolution spatiale est une combinaison linéaire des bandes multispectrales (Tu *et al.*, 2004, Padwick *et al.*, 2010) (3.1).

$$Pan = \sum_{k=1}^N \alpha_k MS_k \quad (3.1)$$

où la valeur des pondérations des bandes  $\alpha_k$  dépend de la méthode de fusion considérée. Cette pondération tient généralement compte de la proportion de la réponse spectrale des bandes multispectrales par rapport à celle de la modalité Pan. Le principe de ces méthodes est de multiplier chaque modalité MS sur-échantillonnée par une image contenant les hautes fréquences de la modalité panchromatique.

La méthode de fusion Brovey (Gillespie *et al.*, 1986, 1987) est la plus simple des méthodes à contribution spectrale puisque les coefficients  $\alpha_k$  sont fixés à 1. L'image fusionnée HS s'obtient par un produit pixel à pixel entre la modalité correspondante à basse résolution ré-échantillonnée MS et un terme fonction de la modalité Pan haute résolution, divisé par la somme des modalités MS sur-échantillonnées (3.2). Cette méthode ne respecte pas la propriété de cohérence (Wald, 2002), ce qui entraîne une importante distorsion de couleur dans l'image synthétisée (Shah *et al.*, 2008).

$$HS_k = MS_k^R \frac{Pan}{\sum_{k=1}^N MS_k^R} \quad (3.2)$$

Quelques années plus tard, Vrubel (1996) propose une version améliorée de la méthode de Brovey pour N=3, cette méthode est appelée *Color Normalized* (CN, 3.3).

$$HS_k = \frac{3(MS_k^R + 1) \cdot (Pan + 1)}{\left( \sum_{k=1}^N MS_k^R \right) + 3} - 1 \quad (3.3)$$

L'agence spatiale française (CNES) a développé sa propre méthode de fusion pour faire passer les images multispectrales SPOT à la résolution de 10 m. Cette méthode est basée sur l'hypothèse que la demi-somme des bandes XS1 et XS2 est égale à la bande panchromatique. Comme XS3 présente une faible corrélation avec la bande panchromatique, la bande XS3 est simplement sur-échantillonnée (3.4).

$$HS_1 = \frac{2 \cdot Pan \cdot MS_1^R}{MS_1^R + MS_2^R} \quad HS_2 = \frac{2 \cdot Pan \cdot MS_1^R}{MS_1^R + MS_2^R} \quad (3.4)$$

L'avantage de ces méthodes est de présenter une nette amélioration de la qualité visuelle au niveau des structures présentes dans les images (Tu *et al.*, 2004; Aiazzi *et al.*, 2007; Garzelli *et al.*, 2008; Choi *et al.*, 2011). La qualité géométrique des images synthétisées par les méthodes IHS, Brovey, P+XS, est jugée satisfaisante dans la plupart des publications. Ces méthodes sont ainsi adaptées à certaines applications, telles que des applications liées à la cartographie, ou encore pour la localisation d'un phénomène particulier ou d'une cible (Yocky, 1996). Cependant, leur défaut majeur est la distorsion radiométrique qui a pour incidence une modification plus ou moins importante des signatures spectrales, c'est-à-dire des couleurs des modalités MS synthétisées (Wald, 2002). Cette observation a été soulignée par Pellemans *et al.* (1993) qui précisent que ces méthodes ne sont pas adaptées à l'étude de la végétation. La distorsion radiométrique est due à une modification des basses fréquences des modalités MS d'origine, et donc à un non-respect de la propriété de cohérence (Shi *et al.*, 2005).

### ***Les méthodes de fusion par filtrage***

La fusion est réalisée en combinant un filtrage passe-bas (FPB) de l'image multispectrale sur-échantillonnée avec un filtre passe haut (FPH) de l'image panchromatique dans l'espace de Fourier (TF). Le procédé conserve à la fois les caractéristiques spectrales, puisque l'information spectrale est associée aux basses fréquences spatiales de l'image multispectrale et les informations spatiales sont extraites par filtrage passe-haut de la bande panchromatique plus fortement résolue (Lee et Lee, 2010 ; Vivone *et al*, 2014b). Les fréquences de coupure des filtres doivent être choisies de manière à ce que les détails ajoutés n'influencent pas les données spectrales. Une valeur judicieuse est la fréquence de Nyquist de l'imagerie multispectrale. Le processus de fusion est illustré par l'équation (3.5).

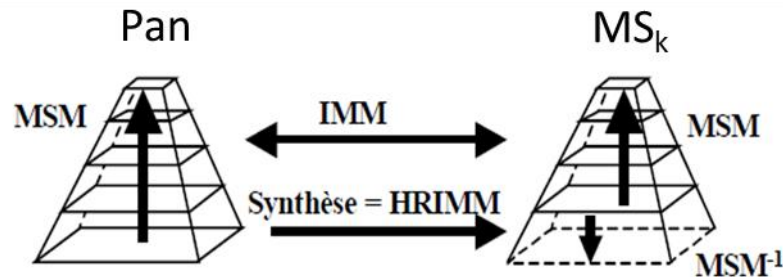
$$HS_1 = TF^{-1} \left\{ FPB \left\{ TF \left( MS_i^R \right) \right\} + FPH \left\{ TF \left( Pan \right) \right\} \right\} \quad (3.5)$$

### ***Les méthodes de type « multi-résolution » et le concept ARSIS***

Le concept de multi-résolution a été introduit par Mallat (1989). Cet outil mathématique permet de calculer des approximations successives d'une image de la haute résolution à la basse résolution (Chavez *et al.*, 1991, Metwalli *et al.*, 2014). Elle peut être schématisée par une pyramide laplacienne dont la base est l'image d'origine, et dont les différentes approximations sont les différents niveaux de la pyramide (Aiazzi *et al.*, 1999, 2002, 2007). La différence d'information entre deux approximations peut être modélisée par les coefficients obtenus à partir de la transformée en ondelettes. Ces opérations sont inversibles. A partir d'une approximation de l'image originale et avec les coefficients d'ondelettes, il est possible de reconstruire l'image originale sans aucune perte d'information (Saeedi et Faez, 2011, Liu et Boufounos, 2014).

Le concept ARSIS (Amélioration de la Résolution Spatiale par Injection de Structures) suppose que l'information manquante dans l'image multispectrale de basse résolution  $MS_k$  est composée uniquement des informations à hautes fréquences spatiales (Figure 21). Il considère que ces informations peuvent être synthétisées à partir de l'ensemble des données disponibles à toutes les échelles et dans toutes les modalités. Il s'appuie sur les techniques multi-échelles (soit en anglais Multi-Scale Models ou MSM), pour modéliser puis injecter les hautes fréquences

manquantes. Ces techniques font appel à des outils mathématiques tels que les espaces vectoriels et le filtrage numérique, qui permettent d'obtenir une description hiérarchique des structures spatiales d'une image (Ranchin *et al.*, 2003).



**Figure 21 : Concept ARSIS**

Le modèle IMM (*Inter Modality Model*) modélise les relations entre les détails et/ou les approximations observés dans l'image Pan et ceux observés dans l'image  $MS_k$ .

La fusion s'opère indépendamment entre la bande panchromatique et chacune des bandes multispectrales.

Le modèle *Inter-Modalités* à haute Résolution Spatiale (en anglais High Resolution IMM, soit HRIMM) doit synthétiser le plan de détails manquants. Le HRIMM résulte de l'ensemble des informations à notre disposition : des approximations et détails à basse résolution, des paramètres de l'IMM et du plan de détails haute fréquence existant dans la pyramide Pan (Alparone *et al.*, 2007 ; Thomas *et al.*, 2008).

L'approche basée sur la transformée en ondelettes améliore la résolution spatiale avec une distorsion minimale du contenu spectral de l'image MS (Zhou *et al.*, 1998; Ranchin *et al.*, 2003).

Vivone *et al.* (2014 a) ont comparé plusieurs méthodes de types pan-sharpening. Toutes ces méthodes comparées ont montré des complémentarités dans le domaine spectral et spatial. Les méthodes de type substitution montrent une bonne précision spatiale mais souvent leurs résultats présentent des distorsions spectrales, alors que les méthodes de type multi-résolution préservent un meilleur contenu spectral mais produisent de moins bons résultats en termes d'améliorations spatiales.

### 3.1.3. Fusion d'images multispectrales

Il y a peu de méthodes dans la littérature traitant de la fusion entre deux images multispectrales. Zhukov *et al.* (1999) a proposé une Technique Multi-résolutions et Multi-capteurs (MMT) pour fusionner des images TM avec des images ASTER. Cette méthode est basée sur la classification de l'image multispectrale à haute résolution spatiale. Cette classification va produire la proportion de chaque classe à l'intérieur de chaque pixel de l'image à basse résolution spatiale. Par inversion du système, le spectre de chaque classe va être estimé grâce à l'image à haute résolution spectrale (  $X$  ) et tous les pixels de la classification vont être remplacés par le spectre de la classe correspondante (Figure 22). Minghelli-Roman *et al.* (2001, 2006) ont testé cette technique pour fusionner une image ETM avec une image simulée MERIS (en 2001) et une image MERIS réelle (en 2006) sur des eaux côtières.

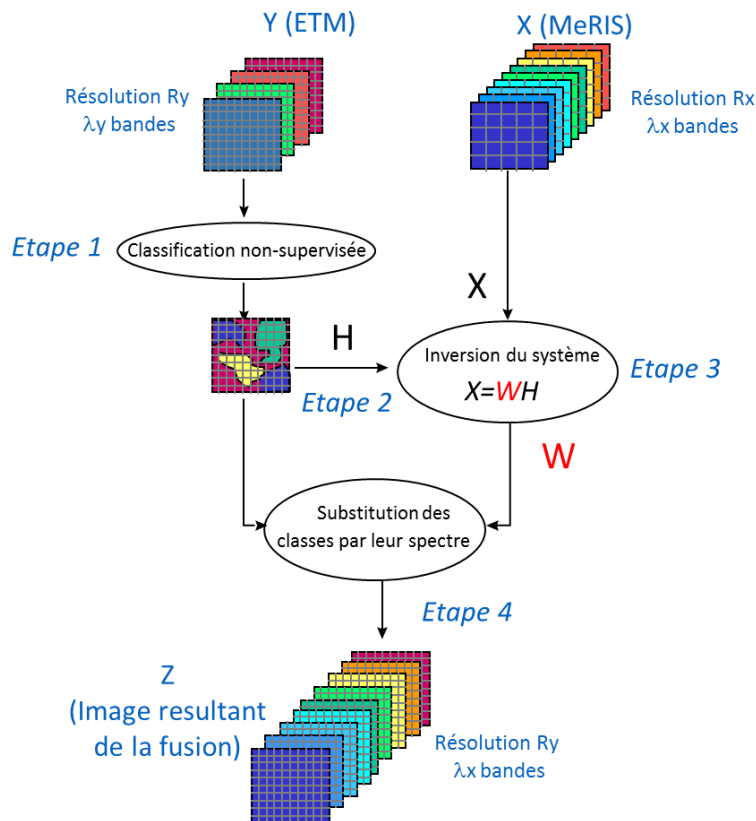


Figure 22 : Schéma de la Technique Multi-résolutions Multi-capteurs (MMT)



Cette méthode globale est adaptée à des régions présentant une homogénéité de paysage. Si le paysage présente une forte diversité, la classification ne va pas représenter la variabilité du paysage et la méthode peut ainsi mener à une perte de variabilité radiométrique locale. Afin de pallier ce problème, Zurita -Milla *et al.* (2008, 2009) ont amélioré la méthode en utilisant une fenêtre glissante pour améliorer la classification localement et ainsi mieux représenter la variabilité du paysage dans l'image de fusion.

D'autres techniques permettent de prendre en compte la variabilité temporelle du paysage entre les différentes dates d'acquisitions des images à fusionner. Elles sont basées sur l'hypothèse que la variation radiométrique d'un objet entre deux dates, pour la même bande spectrale est la même quel que soit le capteur, à la résolution spatiale près. Gao *et al.* (2006) ont fusionné des images MODIS avec des images Landsat TM pour obtenir une image TM à chaque acquisition MODIS, cette méthode est basée sur la méthode MMT au départ mais tient compte des variations temporelles dans la fusion. La différence radiométrique entre 2 images MODIS (acquises à  $t_1$  et  $t_2$ ) est égale à la différence radiométrique entre 2 images TM (à  $t_1$  et  $t_2$ ). Si 2 images MODIS et TM ont été acquises à  $t_1$  mais seulement une image MODIS à  $t_2$ , l'image TM manquante à  $t_2$ , peut être obtenue à partir de l'image acquise à  $t_1$ , modulée par la variation radiométrique entre MODIS à  $t_1$  et MODIS à  $t_2$ .

Récemment Huang *et al.* (2014) ont présenté une méthode de fusion basée sur la factorisation de matrices, avec une matrice d'abondance creuse, appliquée à la fusion d'images ETM et MODIS. Par la méthode K-SVD (Aharon *et al.*, 2005 ; Rubinstein *et al.*, 2010), un dictionnaire de endmembers va être déduit de l'image MODIS. L'hypothèse sur la parcimonie de la matrice d'abondance permet de l'estimer avec le faible nombre de bandes spectrales de l'image ETM (Lordache *et al.*, 2011). La deuxième étape consiste à estimer l'image de fusion en utilisant le dictionnaire de endmembers et la matrice d'abondance pour reconstruire chaque pixel de l'image de fusion.

#### 3.1.4. **Fusion d'images multispectrale et hyperspectrale**

La fusion d'images multispectrale/hyperspectrale, comparé à la fusion d'images panchromatique/multispectrale, peut diminuer la distorsion spectrale dans l'image de fusion, du simple fait que les deux images contiennent des informations spectrales (Cetin et Musaoglu, 2009).

Récemment, Yokoya *et al.* (2011b) ont développé une technique appelée *Coupled Non-Negative Matrix Factorization (CNMF)* pour fusionner une image hyperspectrale (basse résolution spatiale) avec une image multispectrale (haute résolution spatiale). Leur méthode est basée sur la décomposition des images d'entrée en une matrice contenant les spectres des composants purs, appelés « *endmembers* » et une deuxième matrice appelée matrice d'abondance contenant la proportion des « *endmembers* » à l'intérieur des pixels. L'image de fusion sera obtenue par le produit de la matrice de *endmembers* de l'image l'hyperspectrale par la matrice d'abondance de l'image multispectrale (Yokoya *et al.*, 2011 a, b). Cette méthode sera présentée en détail au paragraphe 3.3.

Récemment, Licciardi *et al.* (2014) ont proposé une méthode permettant de fusionner une image hyperspectrale avec une image multispectrale avec l'hypothèse que les *endmembers* sont les mêmes dans les deux images (multi et hyperspectrale). L'image hyperspectrale est d'abord spectralement dégradée afin de correspondre aux bandes de l'image multispectrale. Ensuite, un algorithme d'extraction d'*endmembers* (NFINDR, Winter, 1999) est utilisé pour extraire de l'image hyperspectrale dégradée les *endmembers* pour ensuite estimer la matrice d'abondance à partir de l'image multispectrale. Finalement, les *endmembers* extraits de l'image hyperspectrale sont sur-échantillonnés spectralement et ensuite utilisés pour reconstruire l'image de fusion.

### 3.2. Adaptation de la méthode ARSIS à la fusion de 2 images multispectrales

#### 3.2.1. Concept ARSIS original

##### **Objectif :**

L'objectif du concept est de fusionner une image panchromatique avec une image multispectrale pour obtenir une image possédant la résolution spatiale de l'image panchromatique et la résolution spectrale de l'image multispectrale.

##### **Hypothèse :**

L'hypothèse du concept ARSIS repose sur le fait que les deux capteurs observent la même scène en même temps et du même lieu.

##### **Principe :**

Les différences entre les deux résolutions consécutives vont être modélisées par la décomposition en deux images: l'image des détails (hautes fréquences) et l'image des approximations (basses fréquences). Ce modèle nommé Multi-Scale Modèle (MSM) peut être basé sur la transformée en ondelettes, la pyramide Laplacienne généralisée (GLP pour *Generalized Laplacian Pyramid*, Aiazzi *et al.*, 1999a), ou la dérivée seconde de la fenêtre d'apodisation. En raison de l'inversibilité du MSM ( $MSM^{-1}$ ), lorsque les fréquences hautes et basses sont connues, l'image à haute résolution peut être retrouvée.

A une résolution donnée, il existe une relation entre les détails de l'image panchromatique (Pan) et ceux de l'image multispectrale (MS). Ce modèle est appelé IMM pour *Inter Modalité Model*. Cette relation peut être linéaire, affine ou sous une forme mathématique plus complexe. Cette relation peut être supposée la même à différentes échelles, dans ce cas HRIMM est la relation inverse de IMM, c'est-à-dire  $IMM^{-1}$ . Alors, les détails manquants de l'image MS à la résolution de l'image panchromatique peuvent être déduits de  $IMM^{-1}$ . Mais cela n'est pas systématique, on peut considérer que la relation peut être différente à différentes échelles et dans ce cas, HRIMM est différente de  $IMM^{-1}$  (Ranchin *et al.*, 2003; Thomas *et al.*, 2008; Thomas, 2006).

Une des approches du concept ARSIS peut alors être résumée comme suit (Figure 23) :

1. A haute résolution (la résolution de l'image panchromatique,  $res_0$ ), l'image panchromatique  $Pan_0$  est décomposée par le modèle MSM en une image de détails  $D_{Pan,0-1}$  et une image d'approximation ( $Pan_1$ ).

2. A basse résolution (la résolution de l'image multispectrale,  $res_1$ ), les images  $MS_1$  et  $Pan_1$  sont à leur tour décomposées par le modèle MSM comme des images de détails ( $D_{Pan,1-2}$  et  $D_{MS,1-2}$ ) et d'approximations ( $Pan_2$  et  $MS_2$ ).

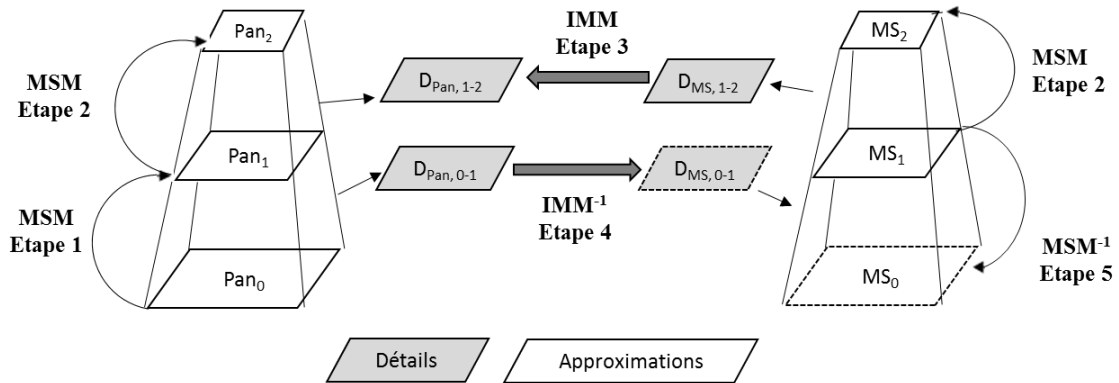
3. Ensuite, le modèle IMM qui fait passer d'une image de détails  $MS$  à une image de détails  $Pan$  doit être déterminé par une régression entre les 2 images. Dans le cas où nous supposons que la relation est affine, avec  $a$  la pente et  $b$  l'ordonnée à l'origine, la forme mathématique de la relation entre les détails de  $Pan$  et de  $MS$  sera définie à la résolution  $res_2$  par :

$$D_{Pan,1-2} = a \times D_{MS,1-2} + b \quad (3.6)$$

4. A la résolution  $res_1$ , le model IMM est inversé pour déduire les détails manquants de l'image MS à partir des détails de  $Pan$ .

$$D_{MS,0-1} = \frac{D_{Pan,0-1} - b}{a} \quad (3.7)$$

5. Finalement, l'image MS à la résolution de la bande panchromatique ( $res_0$ ) est obtenue par le modèle  $MSM^{-1}$ , avec l'image d'approximation  $MS_1$  et les détails calculés  $D_{MS,0-1}$ .



**Figure 23 : Schéma d'une des approches ARSIS**

Plusieurs auteurs ont discuté le concept de ARSIS et ont montré plusieurs schémas qui pouvait être adapté au concept ARSIS ( Terretaz, 1997; Raptis et *al.*, 1998; Aiazzi et *al.*, 1999b; Ranchin et Wald, 2000 a, b ; Yang et *al.*, 2000; Fanelli et *al.*, 2001; Wald, 2002; Ranchin et *al.*, 2003).

**Limites de la méthode** (que nous reverrons au paragraphe 3.6.)

- Rapport entre les 2 résolutions des images à fusionner

### 3.2.2. **Adaptation de la méthode ARSIS à la fusion d'images multispectrales**

**Objectif de l'adaptation:**

L'objectif de l'adaptation de la méthode ARSIS est de fusionner une image multispectrale à haute résolution spatiale avec une image à haute résolution spectrale et basse résolution spatiale pour obtenir une image possédant les meilleures caractéristiques des deux images.

**Hypothèse de l'adaptation:**

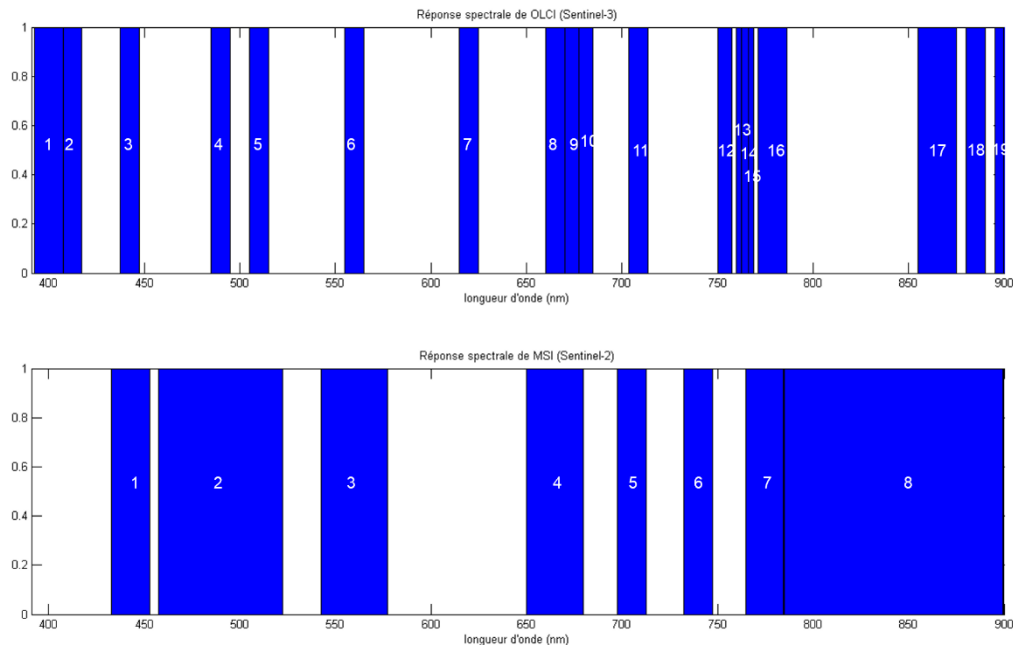
L'hypothèse de l'adaptation de la méthode ARSIS repose comme la méthode ARSIS sur le fait que les deux capteurs observent la même scène en même temps et du même lieu.

**Principe de l'adaptation :**

La méthode ARSIS initialement implémenté pour la fusion d'image multispectrale avec une image panchromatique sera étendue dans cette thèse pour la fusion de 2 images multispectrales (MSI et OLCI). Ainsi chaque bande MSI peut être considérée comme une image panchromatique à fusionner avec une ou plusieurs bandes multispectrales OLCI quand celles-ci appartiennent au même domaine spectral avec un coefficient de corrélation élevé. Il désignera le coefficient le plus élevé obtenu entre une bande OLCI et toutes les autres bandes MSI.

Si on considère  $X$  l'image à haute résolution spectrale et basse résolution spatiale (comme OLCI par exemple) et  $Y$  l'image à haute résolution spatiale et basse résolution spectrale (comme MSI par exemple).

Chaque bande de l'image  $Y$  (haute résolution spatiale) peut être vue comme une image panchromatique vis-à-vis d'une bande de l'image  $X$  (haute résolution spectrale). Ainsi on cherchera à intégrer des détails des bandes de l'image  $Y$  dans les bandes de l'image  $X$ .



**Figure 24 : Réponses spectrales des capteurs OLCI (Sentinel-3) MSI (Sentinel-2).**

La question reste de savoir quelle association effectuer entre les bandes de l'image  $X$  et les bandes de l'image  $Y$ . Comme critère, nous avons choisi la plus forte corrélation entre les bandes de l'image  $X$  et les bandes de l'image  $Y$  dégradées à la résolution spatiale de l'image  $X$ .

Pour déterminer les meilleures associations entre les bandes OLCI ( $X$ ) et les bandes MSI ( $Y$ ), nous avons d'un côté dégradé l'image MSI (60 m) à la résolution de OLCI (300 m), et nous avons calculé la matrice de corrélation entre les bandes des deux images.

Nous avons également tenu compte de la proximité spectrale entre les bandes OLCI ( $X$ ) et bandes MSI ( $Y$ ). Par exemple, la bande 5 d'OLCI et la bande 1 de MSI présente un coefficient de corrélation (0.96) supérieur à celui de la bande 5 d'OLCI et la bande 2 de MSI (0.95), mais comme les bandes 5 et 2 provenant respectivement d'OLCI et de MSI appartiennent au même

domaine spectral alors la bande 5 d'OLCI sera fusionnée avec la bande 2 de MSI au lieu de la bande 1.

**Tableau 7 : Matrice de corrélation entre les bandes MSI et les bandes OLCI**

Bandes MSI (Y)	Bandes OLCI (X)																		
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
1	<b>0.98</b>	<b>0.98</b>	<b>0.98</b>	0.97	0.96	0.95	0.92	0.90	0.88	0.85	0.81	0.72	0.65	0.59	0.53	0.46	0.38	0.28	0.14
2	0.96	0.96	0.96	<b>0.95</b>	<b>0.95</b>	0.94	0.93	0.91	0.90	0.88	0.86	0.78	0.72	0.67	0.63	0.58	0.53	0.47	0.40
3	0.87	0.86	0.86	0.87	0.87	<b>0.88</b>	0.88	0.88	0.88	0.87	0.87	0.82	0.79	0.76	0.74	0.72	0.69	0.66	0.63
4	0.76	0.75	0.75	0.76	0.76	0.78	<b>0.80</b>	<b>0.80</b>	<b>0.81</b>	<b>0.81</b>	0.82	0.78	0.76	0.74	0.73	0.71	0.69	0.67	0.65
5	0.72	0.71	0.71	0.71	0.72	0.74	0.75	0.76	0.77	0.78	<b>0.80</b>	0.77	0.76	0.75	0.74	0.73	0.72	0.71	0.70
6	0.66	0.65	0.65	0.65	0.66	0.68	0.69	0.70	0.71	0.72	0.73	<b>0.72</b>	0.72	0.72	0.72	0.72	0.72	0.71	0.70
7	0.64	0.63	0.63	0.64	0.64	0.66	0.67	0.69	0.70	0.70	0.71	0.71	<b>0.71</b>	<b>0.71</b>	<b>0.71</b>	<b>0.71</b>	0.71	0.70	0.69
8	0.65	0.64	0.64	0.65	0.65	0.67	0.68	0.70	0.70	0.70	0.72	0.71	0.71	0.71	0.71	0.71	<b>0.71</b>	<b>0.70</b>	<b>0.70</b>

Le Tableau 7 et la Figure 24 montrent par exemple que :

- les bandes 1, 2 ou 3 d'OLCI peuvent être fusionnées avec la bande 1 de MSI,
- les bandes 4 et 5 d'OLCI peuvent être fusionnées avec la bande 2 de MSI,
- la bande 6 d'OLCI peut être fusionnée avec la bande 3 de MSI,
- les bandes 7, 8, 9 et 10 d'OLCI peuvent être fusionnées avec la bande 4 de MSI,
- la bande 11 d'OLCI peut être fusionnée avec la bande 5 de MSI,
- la bande 12 d'OLCI peut être fusionnée avec la bande 6 de MSI,
- les bandes 13, 14, 15 et 16 d'OLCI peuvent être fusionnées avec la bande 7 de MSI,
- enfin, les bandes 17, 18 et 19 d'OLCI peuvent être fusionnées avec la bande 8 de MSI.

**Limites de la méthode** (que nous rêverons au paragraphe 3.6.)

- Rapport entre les 2 résolutions

### 3.3. Méthode de fusion CNMF basée sur la Factorisation en Matrices Non-négatives

#### 3.3.1. Généralités sur les NMF

Depuis son apparition dans un article de la revue Nature en 1999, la Factorisation en Matrices Non-négative connaît une forte popularité dans les domaines de l'apprentissage et du signal/image; elle a été appliquée à des problèmes divers tels que l'extraction de caractéristiques sémantiques de visages ou de texte ( Lee et Seung, 1999), la transcription musicale (Smaragdis et Brown, 2003), l'imagerie hyperspectrale (Berry *et al.*, 2006), etc.

La décomposition en Matrices Non-Négative (NMF), est une théorie mathématique selon laquelle une matrice  $V$  peut être factorisée en deux matrices  $W$  et  $H$ , avec la propriété que les 3 matrices n'ont pas d'éléments négatifs.

Soit  $V$  une matrice de dimensions  $F \times N$  à coefficients réels positifs ou nuls. La NMF est la détermination d'une factorisation approchée (3.8).

$$V \approx WH = \hat{V} \quad (3.8)$$

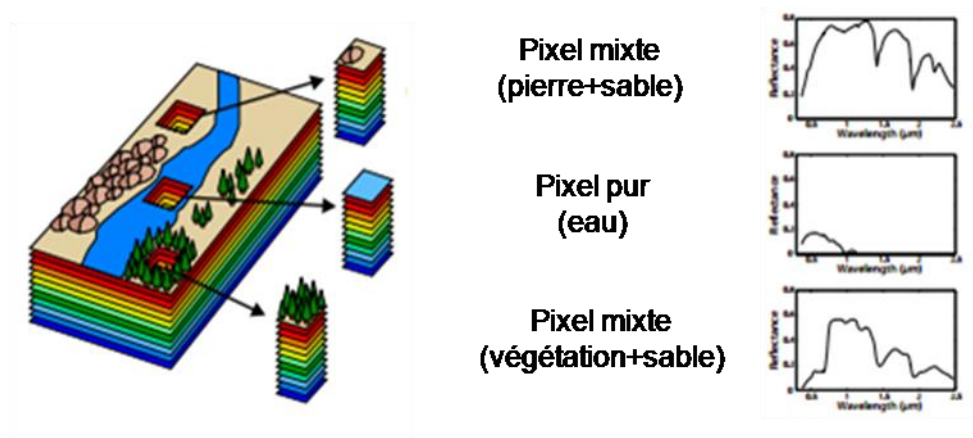
Où  $W$  et  $H$  sont des matrices de dimensions respectives  $F \times K$  et  $K \times N$  dont tous les coefficients sont des réels positifs ou nuls, et où l'opérateur  $\approx$  désigne une « approximation » à définir. L'ordre du modèle  $K$ , est habituellement choisi tel que  $F \times K + K \times N \ll F \times N$ , ce qui fait de la NMF une technique de réduction de la dimensionnalité (compression).

Pour motiver l'usage de la NMF comme outil de production d'une représentation sémantiquement pertinente de données à valeurs positives, Lee et Seung (1999) ont eu recours à des arguments physiologiques et cognitifs : le cerveau humain représenterait des objets complexes par la somme de ses parties. La NMF, contrairement à d'autres représentations de même type mais n'exploitant pas la non-négativité (telles que la SVD, la PCA, l'ICA), a de bonnes chances de produire une telle représentation, grâce à cette contrainte : d'une part, les composantes extraites ( $W$ ) sont directement interprétables dans le même domaine que les données analysées; d'autre part, la



non-négativité des coefficients de la décomposition ( $H$ ) interdit toute « soustraction » d'une composante à une autre, rendant la représentation purement additive.

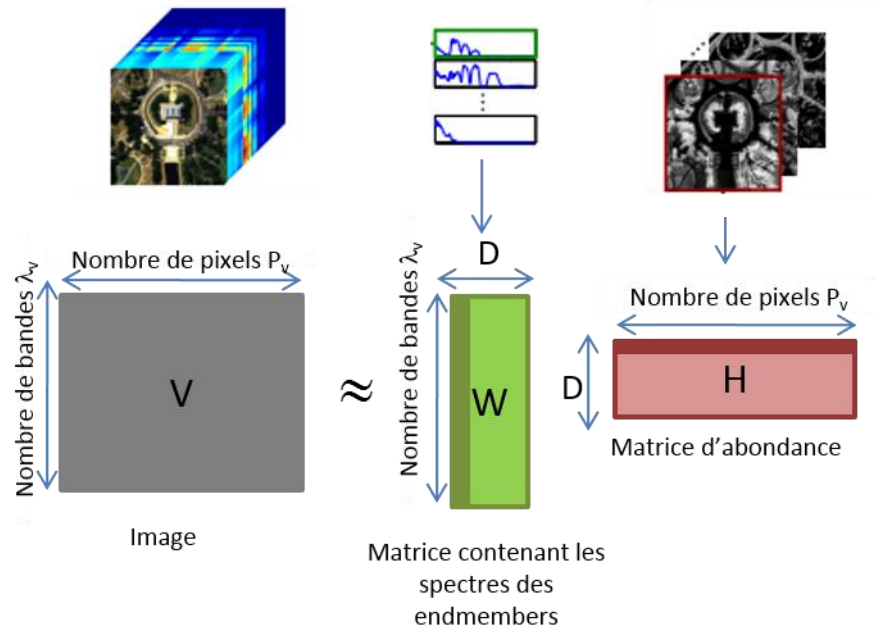
En télédétection, les NMF ont largement été utilisées ces dernières années dans le domaine de la télédétection hyperspectrale, pour connaître la composition des pixels composées de mélanges (Rajabi et Ghassemian, 2012). La Figure 25 montre que dans des images multi ou hyperspectrales, il existe des pixels purs et des pixels composées de mélanges (mixtes).



**Figure 25 : Pixels pur et pixels mixtes**

Le grand nombre de bandes spectrales peut parfois compenser le manque d'information spatiale en permettant d'estimer la composition (en proportion) des pixels.

Pour pouvoir utiliser la Factorisation en Matrices Non-négatives (NMF) avec une image hyperspectrale, cette dernière doit être dépliée, c'est-à-dire que tous les profils spectraux des pixels de l'image sont juxtaposés dans la matrice. Et par cette opération, la corrélation spatiale entre les pixels est perdue car tous les pixels de l'image deviennent juxtaposés dans la matrice et sont donc traités indépendamment.



**Figure 26 : Décomposition sous forme matricielle : une image hyper ou multispectrale peut être décomposées en une matrice de « endmembers » et une matrice d'abondance**

Sur la Figure 26,  $\lambda_v$  représente le nombre de bandes de l'image,  $P_v$  le nombre de pixels de l'image et  $D$  le nombre de endmembers.

$V \in \mathbb{R}^{\lambda_v \times P_v}$  contient donc l'image dépliée,  $W \in \mathbb{R}^{\lambda_v \times D}$  est une matrice contenant des spectres des endmembers et  $H \in \mathbb{R}^{D \times P_v}$  représente la matrice contenant les abondances, c'est-à-dire la proportion des endmembers à l'intérieur de chaque pixel de l'image.

La théorie va donc consister à minimiser une fonction de coût ( $\mathfrak{S}$ ) définie par la norme de Frobenius (norme  $L2$ ) d'un résidu entre l'image  $V$  d'observation et un modèle de mélange linéaire (3.9).

$$\mathfrak{S} = \|V - WH\|_2^2 \quad (3.9)$$

A cette fonction de coût peut être ajoutée des termes de contrainte concernant la parcimonie de la matrice d'abondance par exemple car les pixels sont souvent composés d'un nombre restreint de endmembers.

Pour minimiser la fonction de coût (3.9), Lee et Seung ont développé des règles multiplicatives pour ré-estimer par itération  $W$  et  $H$  et garantir la convergence en optimum local sous la contrainte de non-négativité des 2 matrices. Ces règles multiplicatives sont décrites par les relations 3.10 et 3.11.

$$W \leftarrow W \bullet \frac{(VH^t)}{WHH^t} \quad (3.10)$$

$$H \leftarrow H \bullet \frac{W^tV}{W^tWH} \quad (3.11)$$

où  $A \bullet B$  représente le produit composante par composante des 2 matrices  $A$  et  $B$  et où  $\frac{A}{B}$  représente la division composante par composante de ces 2 mêmes matrices. Une contrainte de somme égale à un est imposée sur les colonnes de la matrice d'abondance.

### 3.3.2. Utilisation des NMF pour la fusion d'images multi et hyperspectrales

**Objectif :** L'objectif de la méthode CNMF est de fusionner une image multispectrale à haute résolution spatiale  $Y \in \mathbb{R}^{N_Y \times M_Y \times \lambda_Y}$  avec une image hyperspectrale à basse résolution spatiale  $X \in \mathbb{R}^{N_X \times M_X \times \lambda_X}$  afin d'obtenir une image hyperspectrale à haute résolution spatiale  $Z \in \mathbb{R}^{N_Y \times M_Y \times \lambda_X}$

**Hypothèses :** La méthode CNMF fait encore l'hypothèse que les deux capteurs observent la même scène en même temps et du même lieu. Une deuxième hypothèse est la linéarité des mélanges à l'intérieur des pixels des images multi et hyperspectrales. Les réponses spectrales de chaque capteur sont supposées connues.

#### **Principe :**

Les images multispectrale et hyperspectrale sont alternativement et itérativement décomposées en un produit de matrice non-négatives que sont la matrice de endmembers et la matrice d'abondance (Yokoya *et al.*, 2013). Après convergence, la matrice d'endmembers obtenue avec

l'image hyperspectrale est combinée avec la matrice d'abondance obtenue de l'image multispectrale pour obtenir une image de fusion hyperspectrale à haute résolution spatiale.

Yokoya *et al.* (2011 a,b) ont utilisé la théorie des NMF pour fusionner une image hyperspectrale à basse résolution spatiale avec une image multispectrale à haute résolution spatiale. Cette méthode est appelée CNMF pour Coupled Non-negative matrix Factorisation que nous allons présenter maintenant.

Considérons  $X$  comme étant la forme dépliée de l'image hyperspectrale et  $Y$  la forme dépliée de l'image multispectrale. Soit  $Z$ , l'image qui aurait été acquise par un capteur parfait (haute résolution spatiale et spectrale).  $X$  peut alors être vu comme une dégradation spatiale de  $Z$  d'un côté (3.12) et  $Y$  comme une dégradation spectrale de l'autre (3.13).

$$X \approx ZS \quad (3.12)$$

$$Y \approx RZ \quad (3.13)$$

où  $S \in \mathbb{R}^{P_Y \times P_X}$  étant la matrice de transformation spatiale entre les 2 images  $X$  et  $Y$ , avec  $P_Y$  le nombre total de pixels de l'image  $Y$  et  $P_X$  le nombre total de pixels de l'image  $X$ .

$R \in \mathbb{R}^{\lambda_Y \times \lambda_X}$  étant la matrice de transformation spectrale entre les 2 capteurs, avec  $\lambda_Y$  le nombre de bandes de l'image  $Y$  et  $\lambda_X$  le nombre de bandes de l'image  $X$ . Ces matrices  $S$  et  $R$  sont toutes les deux composées d'éléments non-négatifs.

Si l'on décompose les 2 images  $X$  et  $Y$  en un produit de matrices d'endmembers et d'abondance on obtient :

$$X \approx W_X H_X \quad (3.14)$$

$$Y \approx W_Y H_Y \quad (3.15)$$

La minimisation conjointe des deux fonctions de coût  $\mathfrak{I}$  et  $\mathfrak{R}$  (3.16. et 3.17) va permettre d'affiner conjointement et itérativement les valeurs de  $W_X$ ,  $H_X$  et  $W_Y$ ,  $H_Y$ .

$$\mathfrak{I} = \|X - W_X H_X\|_2^2 \quad (3.16)$$

$$\mathfrak{R} = \|Y - W_Y H_Y\|_2^2 \quad (3.17)$$

Pour passer d'une équation à l'autre,  $H_X$  pourra être déduit de  $H_Y$  (dégradation spatiale) et  $W_Y$  pourra être déduit de  $W_X$  (dégradation spectrale) par la méthode que nous avons présentée au paragraphe 2.2.5.

$$H_X \approx H_Y S \quad (3.18)$$

$$W_Y \approx R W_X \quad (3.19)$$

$W_X$  contenant l'information à haute résolution spectrale alors que  $H_Y$  contenant l'information à haute résolution spatiale, l'image résultant de la fusion  $Z$  pourra alors être obtenue par la relation 3.20.

$$Z \approx W_X H_Y \quad (3.20)$$

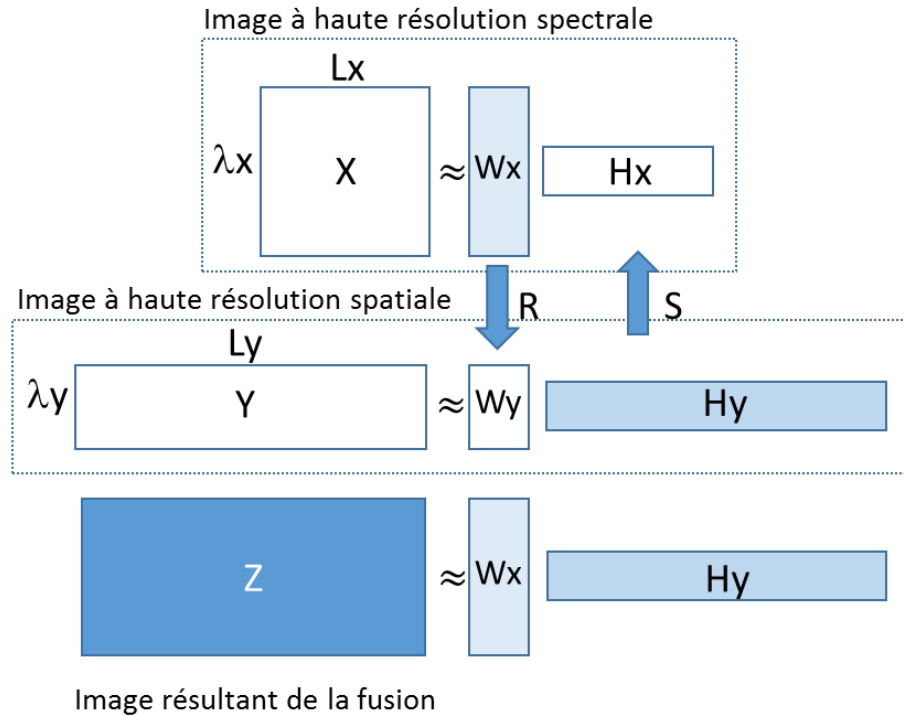
#### **Limites de la méthode :**

- Rapport entre les 2 résolutions
- Recouvrement des bandes spectrales

### 3.3.3. Algorithme de fusion CNMF

1.  $W_x$  est initialisé en utilisant l'algorithme VCA (*Vertex Component Analysis*),  $H_x$  est estimé par (3.11) avec  $W_x$  fixé.  $W_x$  et  $H_x$  sont optimisés avec (3.10) et (3.11).
2.  $W_y$  est déduite de  $W_x$  par (3.19) puis fixée. Alors  $H_y$  est estimé par (3.11).  $W_y$  et  $H_y$  sont alors optimisés par (3.10) et (3.11).
3.  $H_x$  est déduite de  $H_y$  par (3.18) puis fixée. Alors  $W_x$  est ré-estimé par (3.10).  $W_x$  et  $H_x$  sont alors optimisés par (3.10) et (3.11).
4. Répétition des étapes 2 et 3.
5. L'image de fusion  $Z$  est déduite de (3.20).

La Figure 27 permet de visualiser l'algorithme CNMF.



**Figure 27 : CNMF décompose alternativement les images hyperspectrale et multispectrale en utilisant les NMF.**

#### 3.3.4. **Convergence et critère d'arrêt**

La convergence est atteinte quand la variation de la fonction de coût est inférieure à un seuil donné par l'utilisateur (3.21).

$$\left| \frac{\mathfrak{J}^l - \mathfrak{J}^{l+1}}{\mathfrak{J}^{l+1}} \right| \leq \varepsilon \quad (3.21)$$

$l$  étant le numéro de l'itération.

#### 3.3.5. **Initialisation de la matrice de endmembers**

L'initialisation de  $W_x$  peut être réalisée en utilisant différentes méthodes :

- La méthode N-FINDR (Winter, 1999) est basée sur le fait que dans l'espace spectral à N dimensions, le volume du nuage de points, défini par un simplexe formé par les pixels les plus purs est plus grand que tout autre volume formé par la combinaison des pixels. Cet algorithme sélectionne un ensemble de pixels définissant le plus grand volume formé par les données.
- La méthode VCA (*Vertex Component Analysis*) maximise la distance entre un sommet et le sous-espace engendré par les autres sommets. Cela se réalise par projection itérative des données dans une direction orthogonale au sous-espace défini par les endmembers déjà déterminés (Nascimento et Dias, 2005). La nouvelle signature correspond à l'extrémité de la projection. Les itérations se poursuivent jusqu'à ce que tous les endmembers soient connus. La méthode VCA est plus performante que PPI et supérieure ou comparable à N-FINDR; mais la complexité de calcul est de 2 ordres de grandeur plus faible que N-FINDR.
- La méthode SGA (Simplex Growing Algorithm) fait grandir un simplexe jusqu'à ce que les sommets du volume maximal soient trouvés (Chang *et al.*, 2006).

- La méthode SMACC (*Sequential Maximum Angle ConvexCone*) est basée sur un cône convexe pour représenter les vecteurs spectraux. L'algorithme commence avec un seul endmember puis les autres endmembers sont déterminés en augmentant la dimension. Un nouveau endmember est identifié par l'angle maximum qu'il forme avec le cône existant (Gruninger *et al.*, 2004).

Dans cette thèse, nous n'avons pas comparé les différentes méthodes présentées mais nous avons utilisé la méthode réputée pour être la plus performante et la moins couteuse en temps de calcul, c'est la méthode VCA pour initialiser les matrices  $W$  contenant les spectres des endmembers.

### **3.4. La méthode de fusion de type factorisation en tenseurs non-négatifs**

Les NMF sont souvent utilisées dans le domaine du traitement d'images, néanmoins, elles représentent en 2D des images multi ou hyperspectrale qui sont par nature des tenseurs d'ordre 3. D'après (Kopriva et Cichoki, 2009), l'inconvénient majeur de la représentation en 2D d'une image multi ou hyperspectrale est qu'elle induit une perte de la structure spatiale de l'image. Les pixels sont traités indépendamment sans tenir compte de la corrélation qui existe entre un pixel et ses voisins.

Je me suis donc orienté vers une méthode utilisant les tenseurs, par analogie avec la méthode CNMF en remplaçant les NMF par des tenseurs.

#### **3.4.1. Généralité sur les tenseurs**

La décomposition tensorielle est largement utilisée aujourd'hui dans un grand nombre de domaine comme la psychométrie, la chimiométrie, l'analyse d'images, l'analyse de graphes et le traitement du signal (Tucker, 1966; Murakami et Kroonenberg, 2003; Vasilescu et Terzopoulos, 2002; Wang et Ahuja, 2008; Jia et Gong, 2005).



Un tenseur est un tableau multidimensionnel. Un vecteur est un tenseur d'ordre 1 et une matrice un tenseur d'ordre 2. Donc un tenseur peut s'écrire de façon générale :

$$T_{i_1, i_2, \dots, i_N} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N} \quad (3.22)$$

Les deux décompositions tensorielles les plus connues sont le modèle de Tucker (Tucker 1966) et le modèle plus restreint PARAFAC/CANDECOMP (Harshman, 1970; Harshman et Lundy, 1994).

Le modèle de Tucker permet de décomposer un tenseur d'ordre  $N$  sous forme du produit d'un cœur  $G$ , tenseur d'ordre  $N$  et de  $N$  matrices  $A$  (tenseurs d'ordre 2), appelées matrices de facteurs.

$$T_{i_1, i_2, \dots, i_N} \approx R_{i_1, i_2, \dots, i_N} = \sum_{j_1, j_2, \dots, j_N} G_{j_1, j_2, \dots, j_N} A_{i_1, j_1}^{(1)} A_{i_2, j_2}^{(2)} \dots A_{i_N, j_N}^{(N)} \quad (3.23)$$

Avec  $R$  l'approximation de la décomposition tensorielle de  $T$ .

Une image multi ou hyperspectrale peut être vue comme un tenseur d'ordre 3.

$$T_{i_1, i_2, i_3} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times I_3} \quad (3.24)$$

Avec  $I_1$  le nombre de lignes de l'image,  $I_2$  le nombre de colonnes et  $I_3$  le nombre de bandes spectrales.

Donc la décomposition de Tucker devient alors:

$$T_{i_1, i_2, i_3} \approx R_{i_1, i_2, i_3} = \sum_{j_1, j_2, j_3} G_{j_1, j_2, j_3} A_{i_1, j_1}^{(1)} A_{i_2, j_2}^{(2)} A_{i_3, j_3}^{(3)} \quad (3.25)$$

On écrit alors plus simplement :

$$T \approx R = G \times_1 A^{(1)} \times_2 A^{(2)} \times_3 A^{(3)} \quad (3.26)$$

Le modèle PARAFAC est un cas particulier du modèle de Tucker avec un cœur cubique  $J_1=J_2=J_3$  et diagonal.

Si on considère le modèle de Tucker dans sa forme non-négative, ce qui est le cas quand le tenseur est une image, le modèle de Tucker peut s'écrire:

$$\text{Dans le mode 1 (ligne)} \quad T_{(1)} \approx R_{(1)} = A^{(1)} G_{(1)} \left( A^{(3)} \otimes A^{(2)} \right)^T \quad (3.27)$$

$$\text{Dans le mode 2 (colonne)} \quad T_{(2)} \approx R_{(2)} = A^{(2)} G_{(2)} \left( A^{(3)} \otimes A^{(1)} \right)^T \quad (3.28)$$

$$\text{Dans le mode 3 (bandes spectrales)} \quad T_{(3)} \approx R_{(3)} = A^{(3)} G_{(3)} \left( A^{(2)} \otimes A^{(1)} \right)^T \quad (3.29)$$

avec  $\otimes$  représentant le produit de Kronecker (Davio, 1981).

En considérant le mode 3, avec un nombre d'endmembers égal à  $D$ , alors  $A^{(3)} \in \mathbb{R}^{I_3 \times D}$  représente la matrice des endmembers,  $A^{(2)} \in \mathbb{R}^{I_1 \times D}$  la matrice d'abondance suivant l'axe des colonnes,  $A^{(1)} \in \mathbb{R}^{I_2 \times D}$  la matrice d'abondance suivant l'axe des lignes et  $G_{(3)} \in \mathbb{R}^{D^2 \times D}$  le cœur du tenseur.

Dans le mode 3, (dimension des bandes spectrales), on retrouve le cas particulier de la factorisation en matrice non négative qui est aussi un cas particulier du modèle de Tucker.

$W = A^{(3)}$  représente alors la matrice des endmembers et  $H = G_{(3)} \left( A^{(2)} \otimes A^{(1)} \right)^T$  la matrice d'abondance.

Rappelons que l'avantage du tenseur est qu'il prend en compte la corrélation spatiale des pixels entre eux.

Si on définit  $M$  suivant les 3 modes :

$$M_{(1)} = G_{(1)} \left( A^{(3)} \otimes A^{(2)} \right)^T \quad (3.30)$$

$$M_{(2)} = G_{(2)} \left( A^{(3)} \otimes A^{(1)} \right)^T \quad (3.31)$$

$$M_{(3)} = G_{(3)} \left( A^{(2)} \otimes A^{(1)} \right)^T = H \quad (3.32)$$

L'algorithme de Tucker Non-négatif développé par Mørup et Hansen (Mørup *et al.*, 2008) va permettre d'estimer toutes les matrices  $A^{(n)}$  et le cœur  $G$ .

### 3.4.2. **Algorithme de Tucker Non-négatif**

1. Initialisation des  $A^{(n)}$  et du cœur  $G$  de façon aléatoire.
2. Ré-estimation des matrices  $A^{(n)}$  par minimisation d'une fonction de cout entre le tenseur  $T$  et le modèle  $R$ .

Avec 
$$R_{(n)} = A^{(n)} M_{(n)}$$

et 
$$A^{(n)} = A^{(n)} \bullet \left( \frac{T_{(n)} M_{(n)}^t}{R_{(n)} M_{(n)}^t} \right)^{\alpha}$$
 où  $\alpha$  est le coefficient de parcimonie.

3.  $R = G \times_1 A^{(1)} \times_2 A^{(2)} \times_3 A^{(3)}$

Ré-estimation du cœur  $G$  par minimisation d'une fonction de coût entre le tenseur  $T$  et le modèle  $R$ .

$$G \leftarrow G \bullet \left( \frac{T \times_1 A^{(1)t} \times_2 A^{(2)t} \times_3 A^{(3)t}}{R \times_1 A^{(1)t} \times_2 A^{(2)t} \times_3 A^{(3)t}} \right)^{\alpha}$$

4. Répétition des étapes 2 et 3 jusqu'à convergence.

En sortie de cet algorithme, on obtient les matrices  $A^{(n)}$  et le cœur  $G$  correspondant à un tenseur  $T$ .

### 3.4.3. Utilisation du modèle de Tucker Non-négatif pour la fusion d'images multi et hyperspectrales

#### Objectif :

L'objectif de la méthode tenseur est aussi de fusionner une image multispectrale à haute résolution spatiale  $Y \in \mathbb{R}^{N_Y \times M_Y \times \lambda_Y}$  avec une image hyperspectrale à basse résolution spatiale  $X \in \mathbb{R}^{N_X \times M_X \times \lambda_X}$  afin d'obtenir une image hyperspectrale à haute résolution spatiale  $Z \in \mathbb{R}^{N_Y \times M_Y \times \lambda_X}$

#### Hypothèses :

La méthode tenseur fait encore l'hypothèse que les deux capteurs observent la même scène en même temps et du même lieu. La linéarité des mélanges à l'intérieur des pixels des images multi et hyperspectrales est encore supposée. Les réponses spectrales de chaque capteur sont supposées connues.

#### Principe :

Les images multispectrale et hyperspectrale, vues comme des tenseurs d'ordre 3, font l'objet alternativement et itérativement d'une décomposition tensorielle. Plusieurs décompositions tensorielles existent mais nous avons choisi le modèle de Tucker qui permet de décomposer nos images sous forme de produit d'un cœur et de matrices de facteurs et avec des contraintes de non-négativité est le parcimonie (*Sparse Nonnegative Tucker Decomposition*, Morup et al., 2008).

Considérons  $X$  comme étant le tenseur correspondant à l'image hyperspectrale et  $Y$  le tenseur correspondant à l'image multispectrale. Soit  $Z$ , l'image qui aurait été acquise par un capteur parfait (haute résolution spatiale et spectrale).  $X$  peut alors être vu comme une dégradation spatiale de  $Z$  d'un côté (3.33) et  $Y$  comme une dégradation spectrale de l'autre (3.34).

$$X \approx ZS \quad (3.33)$$

$$Y \approx RZ \quad (3.34)$$

où  $S \in \mathbb{R}^{P_Y \times P_X}$  étant la transformation spatiale entre les 2 images  $X$  et  $Y$ , avec  $P_Y$  le nombre total de pixels de l'image  $Y$  et  $P_X$  le nombre total de pixels de l'image  $X$ .

$R \in \mathbb{R}^{\lambda_Y \times \lambda_X}$  étant la matrice de transformation spectrale entre les 2 images, avec  $\lambda_Y$  le nombre de bandes de l'image  $Y$  et  $\lambda_X$  le nombre de bandes de l'image  $X$ . Ces matrices  $S$  et  $R$  sont toutes les deux composées d'éléments non-négatifs.

Si l'on décompose les 2 images  $X$  et  $Y$  en modèles de Tucker on obtient :

$$R_X = G_X \times_1 A_X^{(1)} \times_2 A_X^{(2)} \times_3 A_X^{(3)} \quad (3.35)$$

$$R_Y = G_Y \times_1 A_Y^{(1)} \times_2 A_Y^{(2)} \times_3 A_Y^{(3)} \quad (3.36)$$

La minimisation conjointe des deux fonctions de coût entre les tenseurs  $X$  et  $Y$  et leur modèles associés va permettre d'affiner itérativement les valeurs de  $G_X$ ,  $G_Y$ ,  $A_X^{(n)}$  et  $A_Y^{(n)}$ .

$$\mathfrak{S} = \|X - R_X\|_2^2 \quad (3.37)$$

$$\mathfrak{R} = \|Y - R_Y\|_2^2 \quad (3.38)$$

Pour passer d'une équation à l'autre, on va se placer dans le mode 3 où  $A_X^{(3)} = W_X$  et  $A_Y^{(3)} = W_Y$  et où  $M_X = H_X$  et  $M_Y = H_Y$ .

$M_X$  pourra être déduit de  $M_Y$  (dégradation spatiale) et  $A_Y^{(3)}$  pourra être déduit de  $A_X^{(3)}$  (dégradation spectrale).

$$M_X = M_Y S \quad (3.39)$$

$$A_Y^{(3)} = R A_X^{(3)} \quad (3.40)$$

$A_X^{(3)}$  contenant l'information à haute résolution spectrale et  $M_Y$  contenant l'information à haute résolution spatiale, l'image résultant de la fusion  $Z$  pourra alors être obtenue par la relation 3.41.

$$Z_{(3)} \approx A_X^{(3)} M_Y = A_X^{(3)} G_{Y(3)} \left( A_Y^{(2)} \otimes A_Y^{(1)} \right)^T \quad (3.41)$$

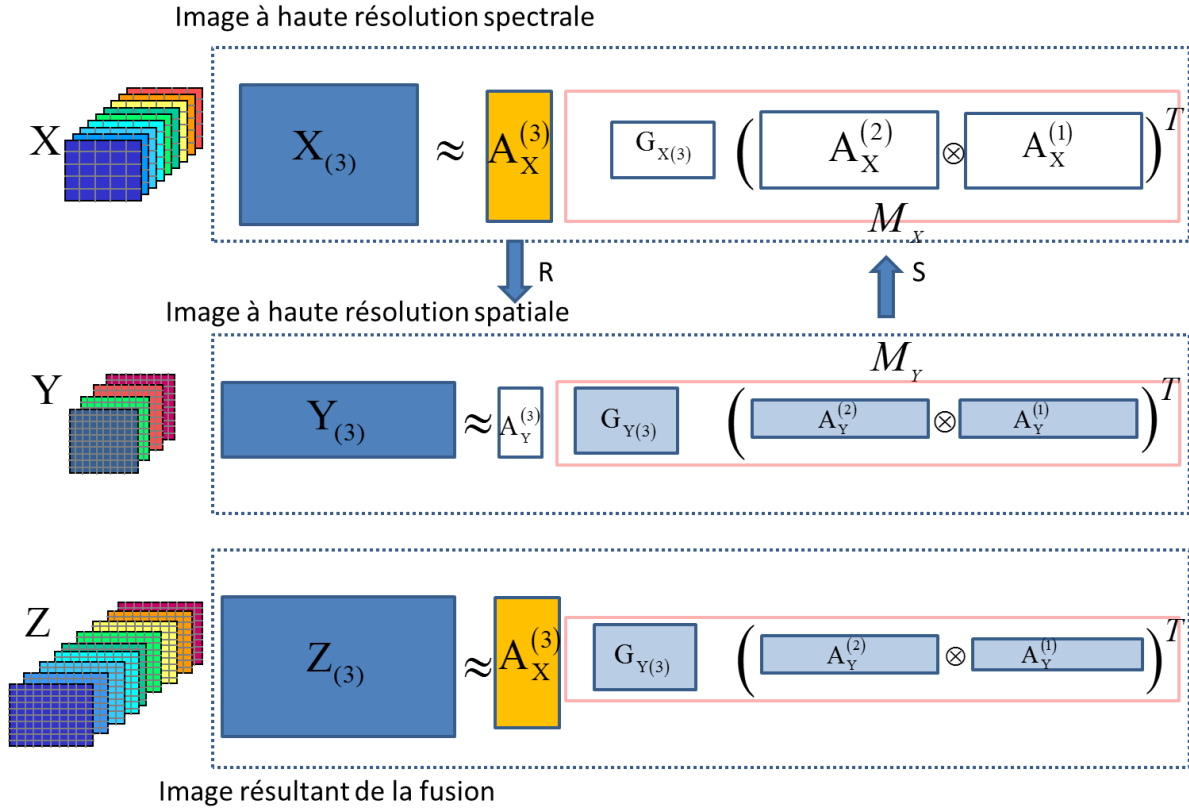
#### Limites de la méthode :

- Rapport entre les 2 résolutions
- Recouvrement des bandes spectrales

#### 3.4.4. Algorithme de fusion par les tenseurs

1.  $A_X^{(3)}$  est initialisé en utilisant l'algorithme VCA, une décomposition de Tucker est appliquée à l'image  $X$  jusqu'à convergence avec  $A_X^{(3)}$  fixé.  $A_X^{(2)}$ ,  $A_X^{(1)}$  et le cœur  $G_X$  sont alors estimés.
2.  $A_Y^{(3)}$  est déduite de  $A_X^{(3)}$  par la relation (3.40). Une décomposition de Tucker est appliquée à l'image  $Y$  jusqu'à convergence.  $A_Y^{(2)}$ ,  $A_Y^{(1)}$  et  $G_Y$  sont alors estimés. On en déduit  $M_Y$ .
3.  $M_X$  est déduite de  $M_Y$  par la relation (3.39). Une décomposition de Tucker est appliquée à l'image  $X$  jusqu'à convergence avec  $A_X^{(3)}$  fixé.  $A_X^{(2)}$ ,  $A_X^{(1)}$  et le cœur  $G_X$  sont alors estimés.
4. Répétition des étapes 2 et 3.
5. L'image de fusion  $Z$  est déduite de (3.41).

La Figure 28 permet de schématiser cet algorithme.



**Figure 28 : La méthode CNTF décompose alternativement les tenseurs selon la décomposition de Tucker**

### 3.4.5. Convergence et critère d'arrêt

La convergence est atteinte quand la variation de la fonction de coût est inférieure à un seuil donné par l'utilisateur (3.21).

### 3.5. La méthode de type Inversion

#### Objectif :

L'objectif de la méthode inversion est encore de fusionner une image multispectrale à haute résolution spatiale  $Y \in \mathbb{R}^{N_Y \times M_Y \times \lambda_Y}$  avec une image hyperspectrale à basse résolution spatiale  $X \in \mathbb{R}^{N_X \times M_X \times \lambda_X}$  afin d'obtenir une image hyperspectrale à haute résolution spatiale  $Z \in \mathbb{R}^{N_Y \times M_Y \times \lambda_X}$

#### Hypothèses :

La méthode inversion fait encore l'hypothèse que les deux capteurs observent la même scène en même temps et du même lieu. La linéarité des mélanges à l'intérieur des pixels des images multi et hyperspectrales est encore supposée. Les réponses spectrales des capteurs n'ont pas besoin d'être connues.

#### Principe :

Cette dernière méthode est assez simple comparée aux méthodes présentées précédemment mais comme elle est assez performante en terme de résultat et de temps de calcul, nous avons jugé utile de la présenter ici.

Cette méthode utilise les mêmes relations que les NMF au départ mais sans procédures itératives ce qui lui donne l'avantage d'être très rapide. L'image haute résolution spatiale/basse résolution spectrale est toujours représentée par  $Y$  et l'image haute résolution spectrale/basse spatiale par  $X$ .

$$Y \approx W_Y H_Y \quad (3.42)$$

$$X \approx W_X H_X \quad (3.43)$$

avec toujours  $W_Y \in \mathbb{R}^{\lambda_Y \times D}$ ,  $H_Y \in \mathbb{R}^{D \times P_Y}$ ,  $W_X \in \mathbb{R}^{\lambda_X \times D}$  et  $H_X \in \mathbb{R}^{D \times P_X}$  et  $D$  le nombre de endmembers.



Contrairement aux méthodes NMF et NTF, nous partons de l'image haute résolution spatiale/basse résolution spectrale  $Y$  que l'on écrit toujours sous la forme d'un produit d'une matrice de endmembers et d'une matrice d'abondance.

Dans un premier temps  $W_Y$  est initialisée grâce à la méthode VCA. Puis par inversion du système (3.43), on obtient la matrice inconnue  $H_Y$ .

$$H_Y \approx W_Y^\dagger Y \quad (3.44)-$$

avec  $(\dagger)$  représentant la matrice pseudo-inverse de Moore Penrose (Penrose, 1955).

Ce système ne peut être inversé que si  $D$  est inférieur ou égal à  $\lambda_Y$ . La matrice d'abondance est alors estimée sans contrainte de positivité, ni de somme égale à 1.

Puis la matrice  $H_X$  est déduite par dégradation spatiale :

$$H_X \approx H_Y S \quad (3.45)$$

Dans l'équation (3.43), l'inconnue est la matrice  $W_X$  qui peut être estimée par la méthode des moindres carrés avec une contrainte de non négativité en minimisant la fonction (3.46).

$$\min_{W_X} \|X - W_X H_X\|_F^2 \quad (3.46)$$

Avec la contrainte de positivité  $W_X \geq 0$

Cette minimisation peut être résolue par une optimisation quadratique d'une problème convexe et comme chaque ligne de  $X$  ne dépend que d'une ligne de  $W_X$ ,  $W_X$  peut être estimée en résolvant  $\lambda_X$  optimisations quadratiques indépendantes (Xu, 2003). La  $k^{\text{ème}}$  ligne de  $W_X$  peut être obtenue en résolvant l'optimisation (3.47).

$$W_X(k,:) = \arg \min_{b \in \mathbb{R}^{1 \times D}} \|X(k,:)^t - H_X b^t\|_2^2 \quad (3.47)$$

avec  $b \geq 0$

pour  $k \in \{1, \dots, \lambda_X\}$ .

Nous avons utilisé l'outil d'optimisation de MATLAB qui propose une fonction appelée *quadprog* utilisant l'algorithme avec la méthode des points intérieurs (Boyd et Vandenberghe, 2004 ; Grant, 2012, Gondzio, 2013).

Finalement, l'image de fusion  $Z$  est encore obtenue en combinant l'information spatiale provenant de  $Y$  et l'information spectrale provenant de  $X$ .

$$Z = W_X H_Y \quad (3.48)$$

Cette méthode présente l'avantage d'être rapide mais elle est limitée par le nombre de bandes spectrales de l'image à basse résolution spectrales (qui limite le nombre d'endmembers).

#### **Limites de la méthode :**

- Rapport entre les 2 résolutions
- Le nombre de bandes de l'image de l'image multispectrale qui limite de nombre de endmembers

### **3.6. Limites de la fusion**

Dans ce paragraphe, nous allons passer en revue les limites que l'on retrouve pour la plupart des méthodes.

Nous avons vu que la plupart des méthodes font l'hypothèse que les deux capteurs observent la même scène en même temps et du même lieu. Cela implique que le paysage n'ait pas changé entre les 2 acquisitions, que les images aient été acquises dans la même configuration géométrique et donc qu'elles soient parfaitement superposables au rapport de résolution près. D'autre part, pour les méthode CNMF et tenseur, il est primordial que les deux images soient toutes les deux dans la même unité de mesure (luminance ou réflectance) afin de pouvoir passer d'une images à l'autre par la matrice  $R$  de dégradation spectrale.

Pour optimiser au mieux les méthodes de fusion, il est donc nécessaire d'opérer un certain nombre de prétraitements avant procéder à la fusion.

### 3.6.1. **Corrections atmosphériques**

L'atmosphère agissant comme un filtre entre la surface de la terre et le capteur, modifiant le signal lumineux en chemin, il apparaît donc important que les 2 images à fusionner soient toutes deux corrigées des effets atmosphériques pour fusionner des mesures comparables. De toutes les méthodes présentées, la seule qui pourrait se passer de correction atmosphérique est la méthode ARSIS car un modèle est calculé entre l'image à haute résolution spatiale et l'image à basse résolution spatiale. Cependant, il est néanmoins conseillé d'appliquer des corrections atmosphériques au préalable pour que les images soient normalisées autant que possible des conditions d'observation (éclairage, angles d'observation, pression, aérosols), d'autant plus quand il s'agit de fusionner des images acquises sur des plateformes différentes. La qualité de la fusion dépendra donc des corrections atmosphériques qui auront été appliquées entre les deux images.

### 3.6.2. **Recalage entre les images**

Quand deux images sont acquises sur des plateformes différentes, c'est à dire dans des conditions géométriques différentes, des effets de parallaxes apparaissent entre les 2 images d'autant plus quand le paysage possède du relief. Les 2 images ne sont donc pas superposables même après avoir effectué un sur-échantillonnage pour compenser le rapport de résolution entre les 2 images. Ces deux images doivent donc au préalable être corrigées géométriquement pour obtenir des ortho-photos. Une ortho-photo est une image dont la géométrie a été redressée de sorte que chaque point soit superposable à une carte plane qui lui correspond. En d'autres termes, une ortho-photo semble être prise à la verticale de tous les points qu'elle figure, ces points étant situés sur un terrain parfaitement plat. Trois opérations de rectification sont à considérer :

- Corriger l'inclinaison de la prise de vue,
- Aplanir le terrain, c'est-à-dire rectifier l'inclinaison des objets due aux pentes (relief),

- Corriger l'erreur de parallaxe commise à la visée, ainsi les déformations optiques des objectifs et appareils utilisés.

La qualité de la fusion dépendra donc aussi de cette correction géométrique entre les 2 images afin qu'il existe une vraie correspondance physique entre les pixels.

### 3.6.3. **Ratio entre les résolutions des images d'entrée**

Le rapport des résolutions entre les deux images peut limiter la qualité de la fusion. En effet, plus le rapport entre les résolutions augmente et plus le mélange des composés purs va être important. Il doit donc exister une limite concernant le rapport de résolution au-delà de laquelle la fusion va se dégrader.

### 3.6.4. **Ecart entre les temps d'acquisition**

Le dernier élément qui peut dégrader la fusion concerne l'écart temporel entre les 2 acquisitions d'images à fusionner. En effet, toutes les méthodes présentées, hormis la méthode développée par Gao *et al.* (2006) font l'hypothèse que le paysage n'a pas changé. Or, quand les 2 images ne sont pas acquises sur la même plate-forme, il existe un temps non nul entre les acquisitions. En ce qui concerne les paysages terrestres, la variabilité temporelle est souvent assez faible limitant ainsi l'impact du changement sur la fusion. En milieu côtier, la variabilité temporelle peut être beaucoup plus importante que sur la terre, il est donc important que la durée entre les deux acquisitions soit assez faible.

## 3.7. **Ce qu'il faut retenir**

Dans ce chapitre j'ai présenté 4 méthodes de fusion permettant de fusionner une image multispectrales basse résolution spatiale avec une image à haute résolution spectrale mais basse résolution spatiale :

- La méthode adaptée du concept ARSIS,
- La méthode CNMF basée sur la décomposition de matrices non négatives
- La méthode basée sur les tenseurs
- Et enfin méthode basée sur l'inversion de matrices.

Chaque méthode présente des hypothèses et des limites différentes, mais toutes font l'hypothèse que le même paysage est observé par les deux capteurs au même moment et du même endroit. Avec les images simulées ces hypothèses vont facilement être vérifiées et les méthodes vont pouvoir être comparée entre elles au paragraphe suivant.

Dans la réalité, les hypothèses ne vont pas toujours pouvoir être respectées. En effet, les deux capteurs ne seront pas nécessairement sur la même plateforme, ce qui pourra entrainer des différences de géométrie dans les images et donc des questions de recalage. N'étant pas sur la même plateforme, il est possible parfois que le paysage ait pu changer entre 2 acquisitions, ce qui pourra être une source d'erreur dans la fusion. De plus, la question du rapport de résolution entre les deux images à fusionner pourra se poser pour chaque nouveau couple de capteurs à fusionner. Enfin, la question du recouvrement des bandes entre les deux capteurs pourra se poser car deux bandes spectrales différentes vont « voir » le même paysage avec des radiométries totalement différentes.

## Chapitre 4 Comparaison des méthodes

*Dans ce dernier chapitre, je vais présenter la comparaison des différentes méthodes présentées au chapitre 3 appliquées aux images MSI/OLCI qui ont été simulées au chapitre 2. Cette comparaison se fera visuellement, puis sur la base de critères statistiques et enfin sur l'estimation de paramètres biophysiques estimés par inversion d'un modèle de transfert radiatif. Les mêmes méthodes seront ensuite comparées à partir d'images réelles ETM/MERIS acquises à 2 jours d'intervalle sur l'étang de Thau.*

### 4.1. Préambule à la fusion d'images multispectrales

Au chapitre 3.6, j'ai cité les différentes limitations possibles à la fusion. Dans ce chapitre je vais tout d'abord détailler ces limitations dans le cadre particulier de l'utilisation d'images simulées, puis dans le cadre de l'utilisation d'images réelles futures.

#### 4.1.1. Corrections atmosphériques

Dans le cadre de l'utilisation des images simulées (MSI/OLCI), les 2 images proviennent de la même image HICO qui a déjà été corrigée des effets atmosphériques, par l'algorithme TAFKAA développé par l' U.S. Naval Research Laboratory pour l'utilisation d'images hyperspectrales en zones côtières (Montes *et al.*,2004). Les 2 images sont donc déjà en réflectance et donc prêtes à être fusionnées.

Dans le cadre d'utilisation future d'images réelles MSI et OLCI, il sera nécessaire que ces 2 images aient été corrigées préalablement des effets atmosphériques, propres à chaque acquisition, pour que les 2 images d'entrée aient été converties en réflectance. La qualité de la fusion dépendra entre autres de la qualité de cette correction.

#### 4.1.2. **Recalage entre les images**

Dans le cadre de l'utilisation des images simulées, nous n'avons pas de problème de recalage car les 2 images simulées proviennent d'une même image source. Pour les futures images acquises, cette correction sera aussi bien sûr nécessaire si les deux images ne sont pas acquises au même moment et de la même plate-forme.

#### 4.1.3. **Ratio entre les résolutions des images à fusionner**

Dans le cadre de nos simulations le ratio entre les 2 images simulées est de 5 : 300 m pour OLCI et 60 m pour MSI. Ce rapport est assez fort si l'on compare aux nombreuses méthodes de *pan-sharpening* testées sur des images SPOT (rapport de 2 entre la bande panchromatique (10 m) et les bandes multispectrales (20 m)) mais plus faible que pour des fusions déjà testées entre des images MERIS (300 m) et des images TM (30 m) où le rapport était de 10 (Minghelli-Roman et al., 2001 et 2006 et Sylla et al., 2013 (Annexe)).

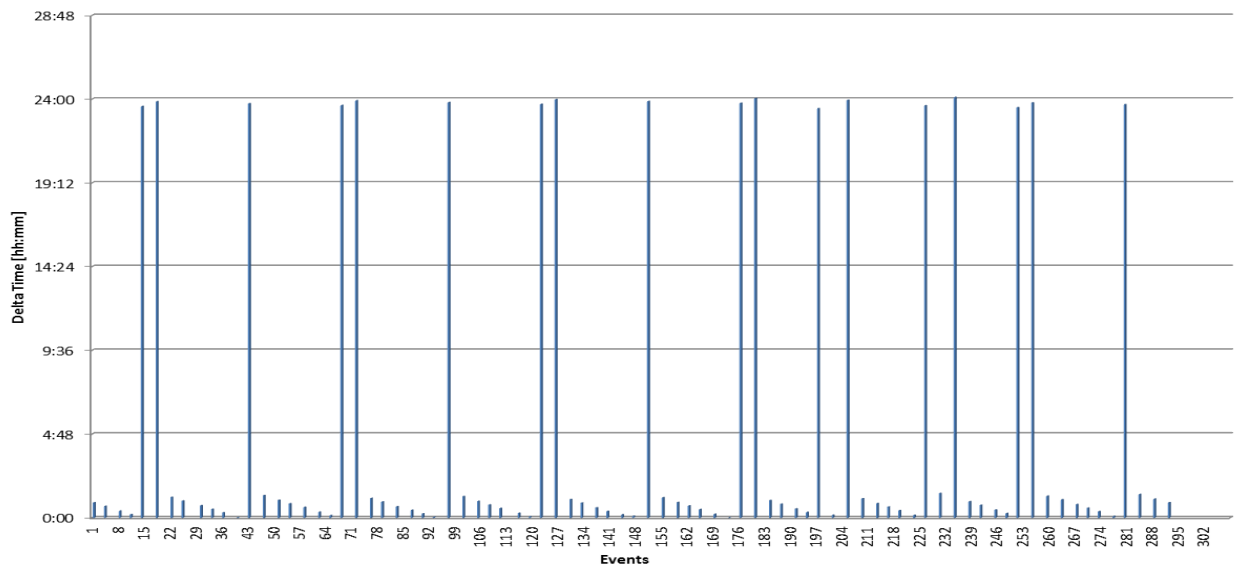
Quand les images réelles seront disponibles, MSI possèdera des bandes à des résolutions différentes : 10, 20, et 60 m. Toutes les méthodes que nous avons présentées pourront s'appliquer si toutes les bandes de MSI sont ramenées à 60 m. Si une volonté est de garder les 3 résolutions de MSI, seule la méthode ARSIS pourra permettre de fusionner des images de résolutions différentes. Dans ce cas de figure, le rapport entre les bandes MSI à 10 m et les bandes OLCI à 300 m sera de 30 et le rapport entre les bandes MSI à 20 m et les bandes OLCI à 300 m sera de 15. Ces rapports sont très élevés car pour un pixel OLCI, correspondent soit 900 pixels MSI dans le 1<sup>er</sup> cas, soit 225 pixels MSI dans le deuxième, ce qui risque de réduire la qualité de fusion.

#### 4.1.4. Ecart entre les temps d'acquisition

Dans le cadre de la simulation d'images, comme les 2 images proviennent de la même image source, il n'y a pas d'écart de temps entre les deux acquisitions, c'est exactement comme si les images avaient été acquises au même moment. Le paysage n'a pas changé entre les deux acquisitions.

Quand les images à fusionner seront des images réelles, alors il faudra veiller à ce que l'écart entre les 2 acquisitions ne soit pas trop long. En effet des erreurs pourraient apparaître car toutes nos méthodes font l'hypothèse que le paysage n'a pas changé entre les 2 acquisitions.

En ce qui concerne les images OLCI et MSI, nous avons demandé à l'ESA de réaliser une simulation sur le délai possible entre 2 acquisitions des capteurs OLCI et MSI, sur une même zone, à une latitude moyenne et sur une durée de 9 mois.



**Figure 29 : Délais maximum entre 2 passages MSI et OLCI**  
(figure fournie par l'Agence Spatiale Européenne).

Cette figure montre que le délai moyen entre 2 acquisitions est de 5 heures et 42 minutes mais comme les périodes des 2 satellites et leur fauchée au sol sont différentes, après 5 ou 6 intervalles courts (moins d'une heure), il y en a 1 ou 2 intervalles longs (d'environ 1 jour).



Dans ce délai maximum, nous ne tenons pas compte de la présence de nuages qui, pour certaines latitudes, peuvent grandement augmenter le délai entre 2 acquisitions.

Si l'on ne considère pas la présence de nuages, on peut dire que le délai d'une heure entre 2 acquisitions apparaît favorable en zone marine (côtière et au large) pour détecter un évènement accidentel et le suivre, mais le délai d'un jour risque d'être trop important pour fusionner des images entre lesquelles un évènement accidentel pourrait se produire.

## **4.2. Critères de comparaison des méthodes de fusion**

### **4.2.1. Comparaison visuelle**

Pour évaluer la qualité des images issues de fusion, il est déjà intéressant de comparer visuellement les résultats même si l'analyse visuelle peut paraître subjective car l'interprétation peut être différente d'une personne à une autre, du fait de leurs connaissances, leurs attentes et de l'application considérée. L'analyse visuelle permettra de repérer immédiatement les distorsions chromatiques de l'image par rapport à une image de référence. L'analyse visuelle peut se faire soit en comparant chaque bande indépendamment (référence/image de fusion) soit par la sélection de trois bandes parmi celles disponibles pour effectuer une composition colorée. Dans notre cas, comme l'image de fusion possède les bandes spectrales d'OLCI, nous avons sélectionné trois bandes correspondant aux couleurs naturelles : rouge (681 nm), vert (510 nm) et bleu (400 nm). Cette analyse permet d'évaluer la cohérence chromatique de la fusion.

On peut aussi utiliser l'analyse visuelle en calculant l'image d'erreur pixel à pixel en valeur absolue entre l'image de référence et l'image issue de la fusion pour chaque bande. Cela permet de localiser spatialement les erreurs dans l'image et déterminer à quel type de surface elles correspondent.

Enfin, une dernière interprétation visuelle, non quantitative, peut se faire au niveau des profils spectraux de réflectance extraits de l'image de référence et des images issues de la fusion, et ce pour différentes zones dans l'image (eau, végétation, sol nu, ville, plage...). Cette analyse permet de vérifier la cohérence spectrale de la fusion sur toutes les bandes en même temps.

#### 4.2.2. Comparaison sur la base de paramètres statistiques

Pour aller plus loin dans la comparaison des images, nous avons eu recours à des paramètres statistiques. Ces paramètres statistiques ont à la fois été calculés sur l'image entière mais aussi sur les zones émergées (terre) et immergées (eau) pour évaluer la qualité de chaque méthode suivant la scène observée (terre ou eau). Dans la suite de ce paragraphe, la lettre A correspond à l'image de référence et la lettre B à l'image issue de la fusion.

##### **Distance entre mesures globales**

Les distances telles que la différence entre les moyennes, les écarts types, les variances ou bien les entropies, entre l'image de fusion et celle de référence, sont appelées distances entre mesures globales. Dans cette catégorie, on a utilisé le biais relatif (4.1) dont la valeur idéale est 0.

$$Biais(A, B) = \frac{1}{nb} \sum_{\lambda=1}^{nb} \left( \bar{A}_{\lambda} - \bar{B}_{\lambda} \right) \quad (4.1)$$

##### **Distance entre signatures spectrales**

Ce type de distance vise à mesurer la différence spectrale entre les spectres issus de l'image de fusion et ceux de l'image de référence. La distance *Spectral Angle Mapper* (SAM) est la distance la plus utilisée dans cette catégorie. Elle représente la valeur absolue de l'angle moyen entre les spectres de l'image fusionnée et ceux de l'image de référence. Sa valeur idéale est 0.

$$SAM(A, B) = \frac{1}{nb} \sum_{\lambda=1}^{nb} \arccos \left( \frac{\langle A_{\lambda}, B_{\lambda} \rangle}{\|A_{\lambda}\|_2 \times \|B_{\lambda}\|_2} \right) \quad (4.2)$$

## Distance mesurant la similarité entre images

Ce type de distance mesure la similarité entre les structures présentes dans l'image de référence et celles présentes dans l'image de fusion. Le coefficient de corrélation (CC) est la distance la plus utilisée ainsi que l'Index Universel de Qualité d'Image (UIQI). Cet indice de qualité mesure la similarité entre les images par un produit de 3 facteurs : la perte de corrélation (1<sup>er</sup> facteur), la distorsion de luminance (2<sup>ème</sup> facteur) et la distorsion de contraste (3<sup>ème</sup> facteur). La valeur idéale de l'indice UIQI est 1.

$$UIQI(A,B) = \frac{1}{nb} \sum_{\lambda=1}^{nb} \left( \frac{\sigma_{A_{\lambda}B_{\lambda}}}{\sigma_{A_{\lambda}}\sigma_{B_{\lambda}}} \times \frac{2\bar{A}_{\lambda}\bar{B}_{\lambda}}{(\bar{A}_{\lambda})^2 + (\bar{B}_{\lambda})^2} \times \frac{2\sigma_{A_{\lambda}}\sigma_{B_{\lambda}}}{\sigma_{A_{\lambda}}^2 + \sigma_{B_{\lambda}}^2} \right) \quad (4.3)$$

Le *Peak Signal to Noise Ratio* permet aussi d'évaluer la reconstruction spatiale :

$$PSNR(A,B) = \frac{1}{nb} \sum_{\lambda=1}^{nb} \left( 10 \cdot \log_{10} \left( \frac{MAX(A_{\lambda})^2}{MSE(A_{\lambda},B_{\lambda})} \right) \right) \quad (4.4)$$

où MSE représente l'erreur quadratique moyenne. Plus le PSNR est élevé et meilleure est la qualité de la fusion.

## Distances appliquées sur l'image de différence

La racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) mesure l'erreur absolue entre les 2 images. Sa valeur idéale est 0.

$$RMSE(A,B) = \frac{1}{nb} \sum_{\lambda=1}^{nb} \sqrt{MSE(A_{\lambda},B_{\lambda})} \quad (4.5)$$

## Distances globales

Les distances définies précédemment visent à évaluer une propriété des images de fusion en utilisant qu'un paramètre. Wald *et al.* (1997) proposent des distances qui permettent par une unique mesure de donner un indice de qualité des produits de fusion. L'Erreur Relative Spectrale Moyenne (RASE) a été introduite par Wald (2002). C'est une valeur en pourcentage qui caractérise la performance moyenne d'une méthode pour les bandes spectrales considérées.

$$RASE(A, B) = \frac{100}{M} \left( \frac{1}{Nb} \sum_{\lambda=1}^{nb} RMSE(A_{\lambda}, B_{\lambda})^2 \right) \quad \text{avec} \quad M = (1/nb) \sum_{\lambda=1}^{nb} \overline{A_{\lambda}} \quad (4.6)$$

Malgré les performances globales mesurées par cette distance, celle-ci est biaisée par le rapport des résolutions des images à fusionner. La distance appelée Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse (ERGAS) permet de résoudre ce problème. Sa valeur idéale est 0.

$$ERGAS(A, B) = 100 \cdot \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{nb} \sum_{\lambda=1}^{nb} \frac{RMSE(A_{\lambda}, B_{\lambda})^2}{mean(A_{\lambda}, B_{\lambda})^2}} \quad (4.7)$$

$h$  correspondant à la résolution de l'image à basse résolution et  $l$  à la résolution de l'image à haute résolution.

**Tableau 8 : Paramètres statistiques pour l'évaluation de la qualité des images de fusion.**

Spécifications	Paramètres
Biais relatif (0)	$Biais(A, B) = \frac{1}{nb} \sum_{\lambda=1}^{nb} \left( \bar{A}_{\lambda} - \bar{B}_{\lambda} \right)$
Spectral Angle Mapper (0)	$SAM(A, B) = \frac{1}{nb} \sum_{\lambda=1}^{nb} \arccos \left( \frac{\langle A_{\lambda}, B_{\lambda} \rangle}{\ A_{\lambda}\ _2 \times \ B_{\lambda}\ _2} \right)$
Index de Qualité (idéal=1)	$UIQI(A, B) = \frac{1}{nb} \sum_{\lambda=1}^{nb} \left( \frac{\sigma_{A_{\lambda} B_{\lambda}}}{\sigma_{A_{\lambda}} \sigma_{B_{\lambda}}} \times \frac{2\bar{A}_{\lambda} \bar{B}_{\lambda}}{(\bar{A}_{\lambda})^2 + (\bar{B}_{\lambda})^2} \times \frac{2\sigma_{A_{\lambda}} \sigma_{B_{\lambda}}}{\sigma_{A_{\lambda}}^2 + \sigma_{B_{\lambda}}^2} \right)$
Peak Signal Noise to Ratio (max)	$PSNR(A, B) = \frac{1}{nb} \sum_{\lambda=1}^{nb} \left( 10 \cdot \log_{10} \left( \frac{MAX(A_{\lambda})^2}{MSE(A_{\lambda}, B_{\lambda})} \right) \right)$
Erreur Spectrale Relative Moyenne (0)	$RASE(A, B) = \frac{100}{M} \left( \frac{1}{Nb} \sum_{\lambda=1}^{nb} RMSE(A_{\lambda}, B_{\lambda})^2 \right) \quad M = (1/nb) \sum_{\lambda=1}^{nb} \bar{A}_{\lambda}$
Erreur Globale Relative de Synthèse (0)	$ERGAS(A, B) = 100 \cdot \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{nb} \sum_{\lambda=1}^{nb} \frac{RMSE(A_{\lambda}, B_{\lambda})^2}{mean(A_{\lambda}, B_{\lambda})^2}}$

#### 4.2.3. Comparaison sur la base d'estimation de paramètres biophysiques

Pour comparer nos méthodes dans notre domaine d'application, nous sommes allés jusqu'à l'estimation de paramètres biophysiques comme la concentration en chlorophylle, en particules minérales, matières organiques dissoutes et la bathymétrie. Pour cela, nous avons utilisé le modèle de Lee *et al.*, (1998 et 1999) pour minimiser l'erreur entre les réflectances spectrales mesurées et les réflectances spectrales modélisées, et ce pour chaque pixel de l'image.

La réflectance spectrale de télédétection  $R_{rs}(\lambda)$  est une Propriété Optique Apparente (AOP) utilisée par les océanographes pour décrire la couleur de l'eau. Elle est définie comme étant le rapport entre la luminance directionnelle provenant de l'eau, juste au-dessus de la surface,  $L_w(\theta, \phi, \lambda)$ , et de l'éclairement descendant juste au dessus de la surface  $E_d(0^+, \lambda)$  (4.8).

$$R_{rs}(\theta, \phi, \lambda) = \frac{L_w(\theta, \phi, \lambda)}{E_d(0^+, \lambda)} \quad [\text{sr}^{-1}] \quad (4.8)$$

La réflectance de télédétection dépend de la composition de l'eau, mais aussi de la réflectance du fond et de la bathymétrie quand les eaux sont peu profondes.

Le modèle de Lee donne la réflectance spectrale de télédétection  $R_{rs}(\lambda, \phi, \lambda)$  en fonction des variables d'entrée qui sont : la concentration en chlorophylle ( $C_{chl}$ ), la concentration en particules minérales en suspension ( $C_{MES}$ ), les matières organiques dissoutes ( $C_{CDOM}$ ) et la profondeur  $z$ .

La composition de l'eau va définir les Propriétés Optiques Inhérentes (IOP) que sont les coefficients d'absorption  $a(\lambda)$  et de rétrodiffusion  $b_b(\lambda)$  de la colonne d'eau.

Le coefficient d'absorption total  $a(\lambda)$  est défini par la somme des absorptions liées à chaque composant (eau, chlorophylle, particules minérales en suspension et matières organiques dissoutes) en fonction de leur concentration.

$$a(\lambda) = a_w(\lambda) + C_{chl} * a_{phy}^*(\lambda) + C_{MES} * a_{MES}^*(440) e^{-S_{MES}(\lambda - 440)} + C_{CDOM} * e^{-S_{cdom}(\lambda - 440)}(\lambda) \quad (4.9)$$

où  $a_w(\lambda)$ ,  $a_{phy}^*(\lambda)$ ,  $a_{MES}^*(\lambda)$  et  $a_{CDOM}^*(\lambda)$  représentent respectivement les coefficients d'absorption de l'eau pure, du phytoplancton, des particules minérales en suspension et de la substance jaune (CDOM), qui sont supposés connus. Les constantes de pentes spectrales  $S_{CDOM}$  et  $S_{MES}$ , sont aussi fixées.

Le coefficient de rétrodiffusion  $b_b(\lambda)$  est défini par la somme des coefficients de rétrodiffusion liés à l'eau pure, la chlorophylle et les particules minérales en fonction de leur concentration (4.10 et 4.11).

$$b_b(\lambda) = b_{bw}(\lambda) + b_{bp}(\lambda) \quad (4.10)$$

où  $b_{bw}(\lambda)$  représente le coefficient de rétrodiffusion de l'eau pure, le coefficient de rétrodiffusion particulaire est donné par (4.11).

$$b_{bp}(\lambda) = C_{chl} * b_{bphy}^*(542) \left(\frac{542}{\lambda}\right)^{Y_{phy}} + C_{nap} * b_{bMES}^* \left(\frac{542}{\lambda}\right)^{Y_{MES}} \quad (4.11)$$

où  $b_{bphy}^*$  et  $b_{bMES}^*$  représentent respectivement les coefficients de rétrodiffusion du phytoplancton et des particules minérales en suspension  $Y_{phy}$  et  $Y_{MES}$  sont des scalaires constants (Brando et al., 2009).

Le coefficient d'atténuation diffuse  $K(\lambda)$  ascendante et descendante résulte de la somme des coefficients d'absorption et de rétrodiffusion (4.12).

$$K(\lambda) = a(\lambda) + b_b(\lambda) \quad (4.12)$$

Pour calculer la réflectance de télédétection sous la surface (4.17), il faut calculer des variables intermédiaires.

$$u(\lambda) = \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)} \quad u_p(\lambda) = \frac{b_{bp}(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)} \quad (4.13)$$

$$D_u^C(\lambda) = 1.03(1 + 2.4u(\lambda))^{0.5} \quad D_u^B(\lambda) = 1.04(1 + 5.4u(\lambda))^{0.5} \quad (4.14)$$

$$g_p(\lambda) = 0.184(1 - 0.602e^{-3.852u_p(\lambda)}) \quad g_w = cste \quad (4.15)$$

$$r_{rs}^{dp}(\lambda) = g_w \frac{b_{bw}(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)} + g_p \frac{b_{bp}(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)} \quad (4.16)$$

$$r_{rs}(\lambda) = r_{rs}^{dp}(\lambda) \left(1 - e^{-\left(\frac{1}{\cos(\theta_w)} + \frac{D_u^C(\lambda)}{\cos(\theta_v)}\right)K(\lambda)z}\right) + \frac{1}{\pi} \rho_f(\lambda) e^{-\left(\frac{1}{\cos(\theta_w)} + \frac{D_u^B(\lambda)}{\cos(\theta_v)}\right)K(\lambda)z} \quad (4.17)$$

où  $\theta_w$ ,  $\theta_v$  et  $\rho_f$  représentent respectivement l'angle solaire, l'angle de visée et la réflectance du fond.

Finalement, la réflectance de télédétection au-dessus de la surface est obtenue (4.18):

$$R_{rs}(\lambda) = \frac{0.52 r_{rs}(\lambda)}{1 - 1.56 r_{rs}(\lambda)} \quad (4.18)$$

Les entrées du modèle de Lee sont donc la concentration en chlorophylle ( $C_{chl}$ ), en particules minérales ( $C_{MES}$ ), matières organiques dissoutes ( $C_{CDOM}$ ) et la profondeur  $z$  et la sortie la réflectance de télédétection.

#### ***Minimisation d'une fonction d'erreur***

L'estimation des paramètres ( $C_{chl}$ ,  $C_{MES}$ ,  $C_{CDOM}$  et  $z$ ) va donc consister à minimiser une fonction de coût (4.18) entre le spectre modélisé  $R_{rs}(\lambda)$  et le spectre mesuré  $\widehat{R_{rs}(\lambda)}$ .

$$err = \frac{\sqrt{\left[ \sum_{\lambda} (R_{rs}(\lambda) - \widehat{R_{rs}(\lambda)})^2 \right]}}{\sum_{\lambda} (\widehat{R_{rs}(\lambda)})^2} \quad (4.19)$$

Nous avons utilisé comme Giardino *et al.* (2012) une fonction appelée *CONSTRAINED MINIMUM*. Cette fonction résout des problèmes d'optimisation non linéaires en minimisant la fonction considérée dans un intervalle bien défini tandis que la méthode GSM (Maritorena *et al.*, 2002 ; O'Reilly *et al.*, 1998) utilise les moindres carrés non linéaires pour ce même type d'optimisation.

#### **4.2.4. Temps de calcul**

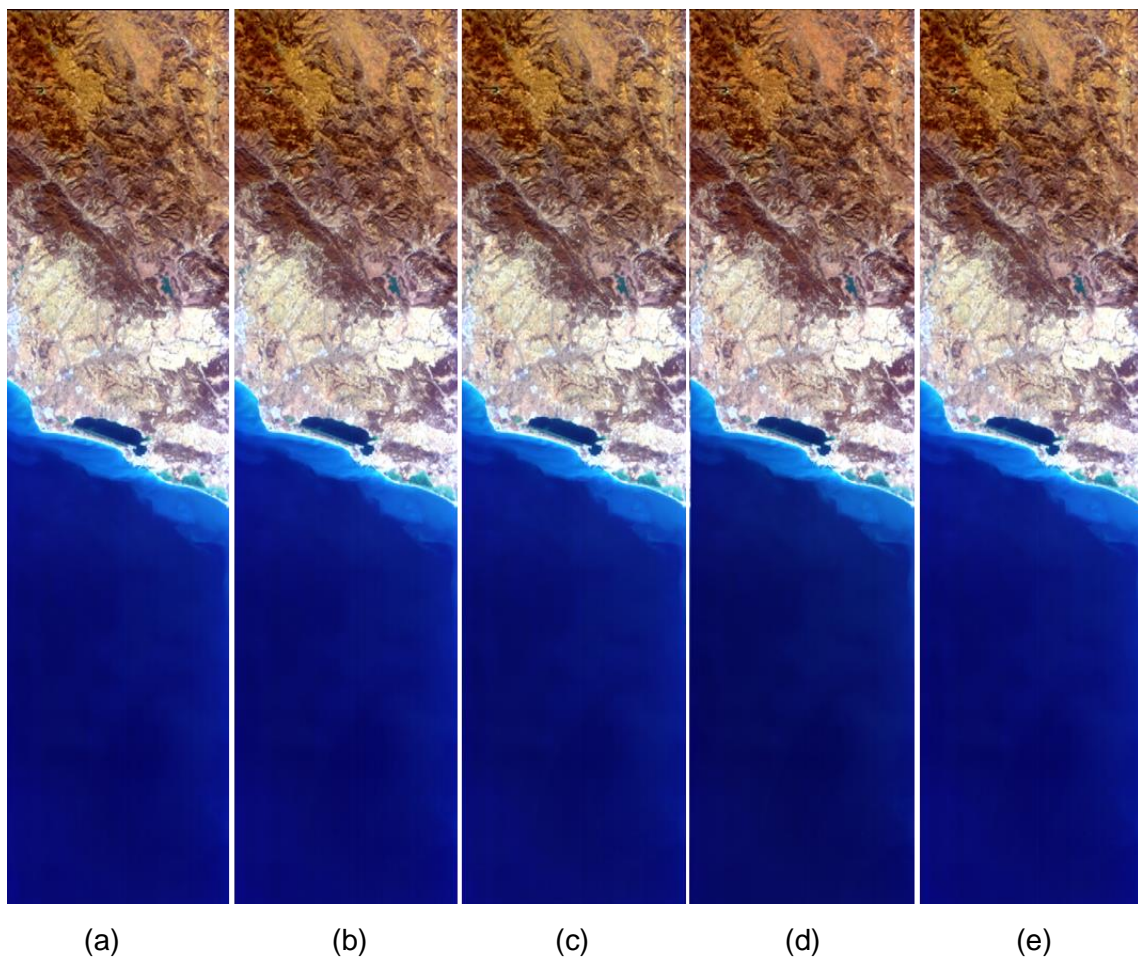
Les méthodes de fusion ont également été comparées par rapport au temps de calcul pour effectuer la fusion à partir des mêmes images d'entrées simulées MSI et OLCI, programmées avec le même langage MATLAB et lancées sur la même machine : MAC Pro avec 2 processeurs Intel Xeon Westmere, 12 cœurs, 2.93 GHz, 24 Gb de RAM.



### 4.3. Résultats sur la fusion MSI et OLCI (images simulées)

#### 4.3.1. Comparaison visuelle

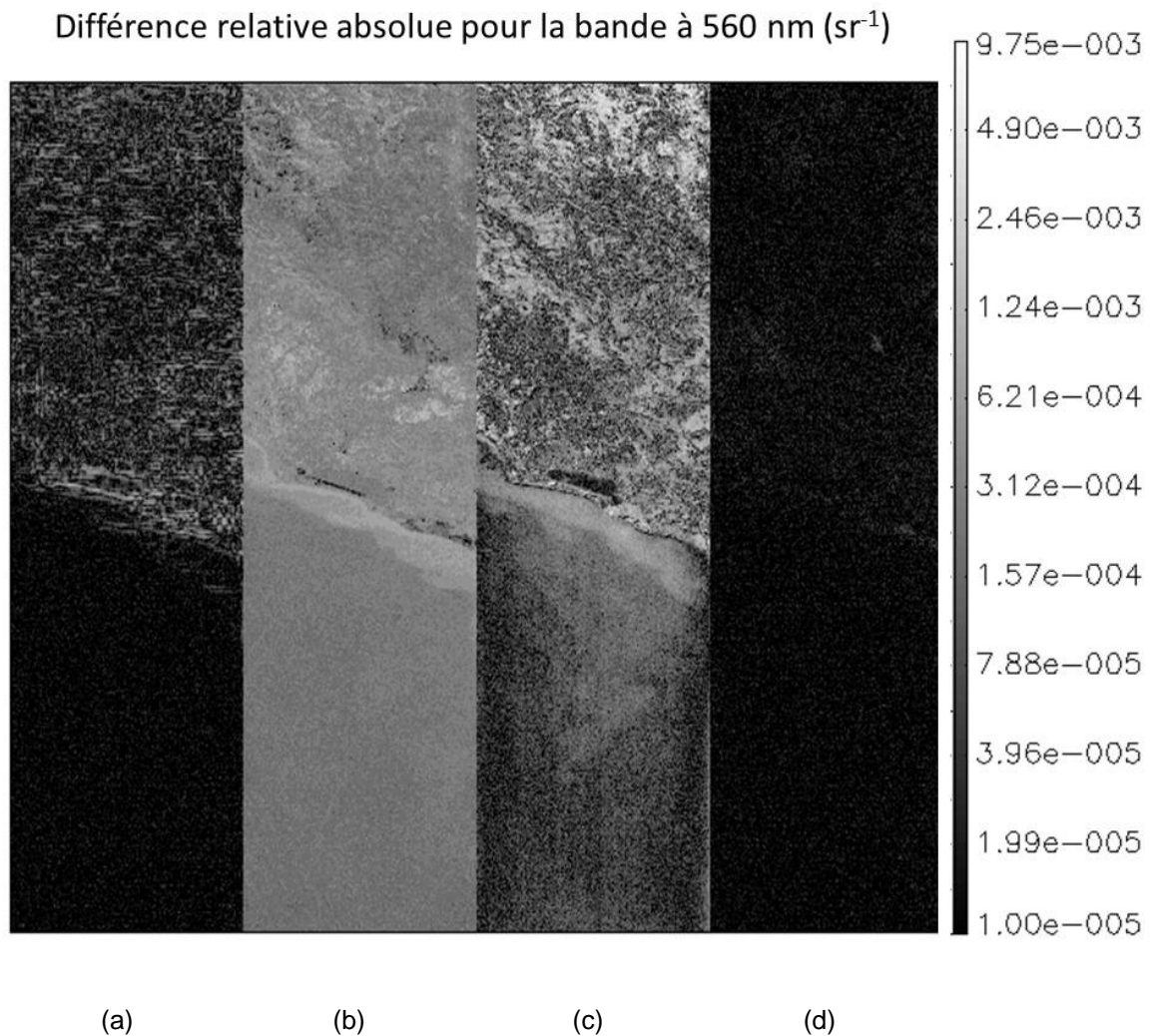
La Figure 30 présente les compositions colorées en couleurs naturelles (400, 510 et 681 nm) de l'image de référence (a), ainsi que des images issues des différentes méthodes de fusion : ARSIS (b), CNMF (c), Tenseur (d) et Inversion (e). Pour faciliter la comparaison visuelle, toutes les images de la Figure 30 ont été affichées avec la même table de couleur sous la forme d'une mosaïque comme recommandé par Thomas (2006).



**Figure 30 : (a) Composition colorée de l'image de référence (bandes 3, 6 et 11),  
et les images issues de la fusion avec les différentes méthodes  
ARSIS (b), CNMF (c), Tenseur (d) et Inversion (e)**

La comparaison visuelle entre les images de fusion et la référence (Figure 30) montre que les 4 méthodes de fusion conservent une bonne cohérence chromatique du moins sur les bandes affichées.

Pour mieux visualiser ces erreurs, nous avons affiché la différence pixel à pixel et en valeur absolue pour la bande à 560 nm entre la réflectance de l'image de référence et celle des images de fusion (Figure 31).

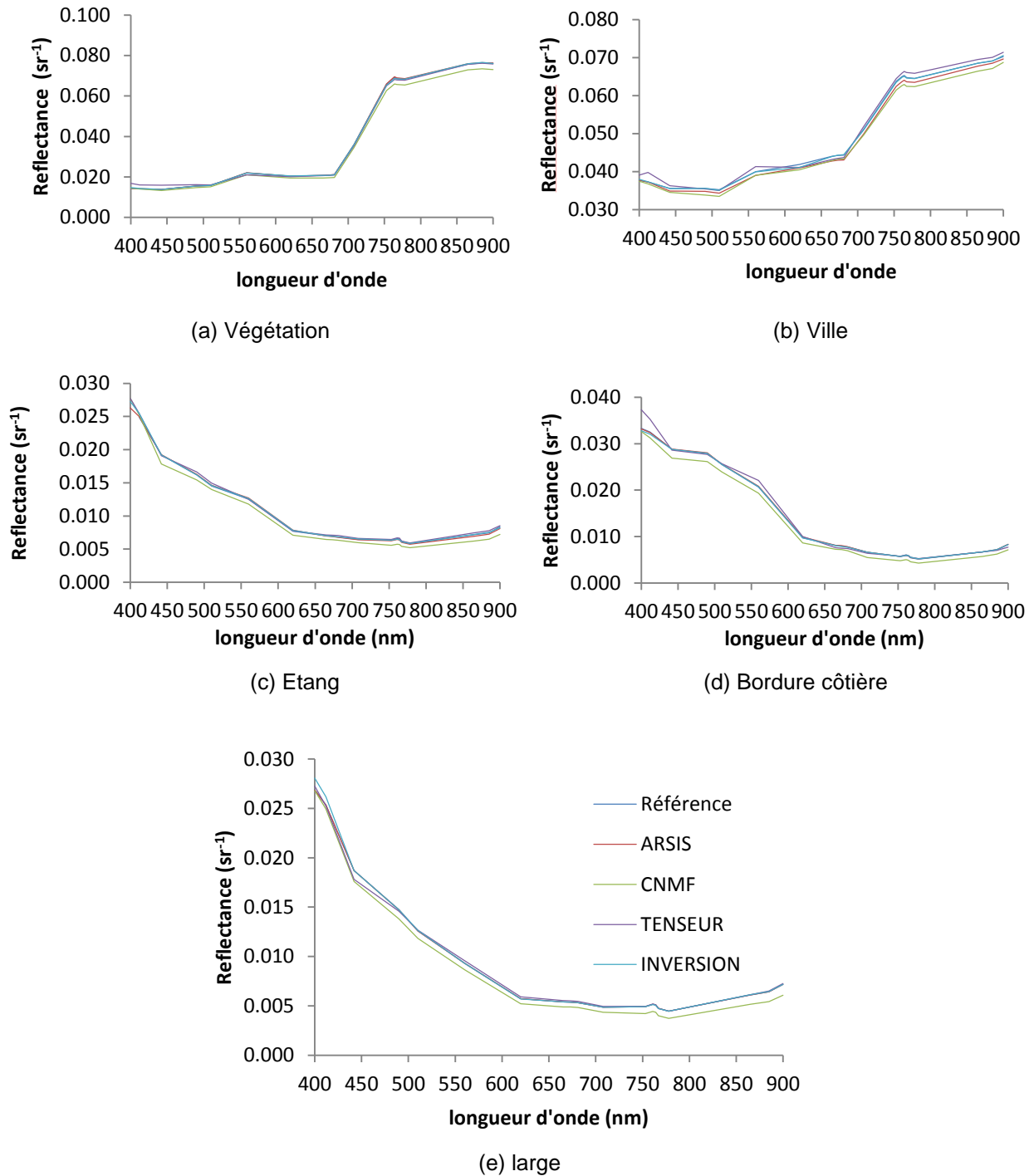


**Figure 31 : Différence en valeur absolue entre l'image de référence et les images de fusion pour la bande à 560 nm, de gauche à droite : ARSIS (a), CNMF (b), Tenseur (c) et Inversion (d)**

Ces images d'erreurs sont toutes affichées avec la même table de niveau de gris, l'image a subi une transformation linéaire pour une meilleure visibilité mais nous voyons sur l'échelle de niveau de gris que l'erreur maximale est somme toute assez faible.

La Figure 31.a montre qu'avec la méthode dérivée d'ARSIS, l'erreur se situe plutôt sur les contours des régions, c'est-à-dire au niveau des hautes fréquences. La Figure 31.b montre qu'il existe un biais constant entre les 2 bandes sur toute l'image. Ce biais est de l'ordre de  $0.0013 \text{ sr}^{-1}$  ce qui est relativement faible quand même compte tenu du niveau des réflectances présentées sur la Figure 32. La Figure 31.c montre que les erreurs ne sont pas constantes sur toute l'image mais se situent surtout sur certaines zones terrestres végétales (erreurs maximales) ainsi que sur la zone marine très côtière. Enfin, la figure 31.d montre une erreur très faible et homogène sur toute l'image. Nous voyons clairement sur cette figure que la méthode par Inversion est la plus performante sur cette bande car l'erreur est la plus faible et homogène sur toute l'image.

Afin d'évaluer plus en détail la cohérence spectrale après fusion, nous avons tracé sur Figure 32, le profil spectral de cinq régions correspondant à des surfaces de natures différentes : végétation (a), ville (b), étang (c), bordure côtière (d) et large (e) et pour les différentes méthodes.



**Figure 32 : Profils spectraux sur différentes zones :  
végétation (a), ville (b), étang (c), bordure côtière (d) et large (e).**

La Figure 32 montre que les spectres issus de la fusion diffèrent peu de ceux de l'image de référence sur les différentes zones. Toutefois, les spectres issus de la méthode CNMF s'éloignent parfois des spectres de référence sur les grandes longueurs d'ondes (courbes vertes) et les spectres issus de la méthode Tenseur s'éloignent parfois des spectres de référence pour les faibles longueurs d'onde (courbes violettes) sur toutes les surfaces. Cela peut s'expliquer par un moins bon recouvrement des bandes dans le bleu (Figure 24), facteur important influant sur les résultats des méthodes comme la méthode CNMF et des Tenseurs. Les méthodes d'Inversion et d'ARSIS sont moins sensibles à cela.

#### 4.3.2. Comparaison sur la base de paramètres statistiques

Nous avons également comparé les images issues des méthodes de fusion à l'image de référence en utilisant des paramètres statistiques présentés au paragraphe 0 (Biais Relatif, SAM, UIQI, PSNR, RASE et ERGAS). Les résultats sont donnés sur l'image entière (Img.), sur la terre (Ter.) et sur l'eau (Eau). Le Tableau 9 présente ces résultats.

**Tableau 9 : Paramètres statistiques avec les meilleurs résultats sur toute l'image en noir gras, sur la terre en vert et sur l'eau en bleu.**

Méthodes Paramètres	ARSIS			CNMF			TENSEUR			INVERSION		
	Img.	Ter.	Eau	Img.	Ter.	Eau	Img.	Ter.	Eau	Img.	Ter.	Eau
Surfaces												
Biais Relatif (0)	-0.06	0.05	-0.86	5.07	4.27	10.20	0.15	-0.36	-0.27	<b>0.02</b>	<b>0.05</b>	<b>-0.02</b>
SAM (0)	1.68	1.30	3.79	1.65	1.30	2.95	1.91	1.59	3.42	<b>1.31</b>	<b>1.05</b>	<b>2.78</b>
UIQI (1)	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.98	0.99	0.99	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>
PSNR (max)	43	99	91	37	92	88	42	97	95	<b>51</b>	<b>106</b>	<b>100</b>
RASE (0)	3.60	2.32	8.02	6.53	5.10	10.35	4.16	3.04	7.71	<b>2.59</b>	<b>1.71</b>	<b>5.62</b>
ERGAS (0)	0.64	<b>0.46</b>	2.64	1.20	1.04	2.30	0.90	0.90	1.02	<b>0.46</b>	0.50	<b>0.64</b>

Si l'on regarde chaque méthode indépendamment, on constate que toutes les méthodes donnent de meilleurs résultats sur la terre que sur l'eau. Cela s'explique par le haut niveau de signal et à sa diversité sur la terre comparé au faible signal, plus bruité et plus homogène sur l'eau.

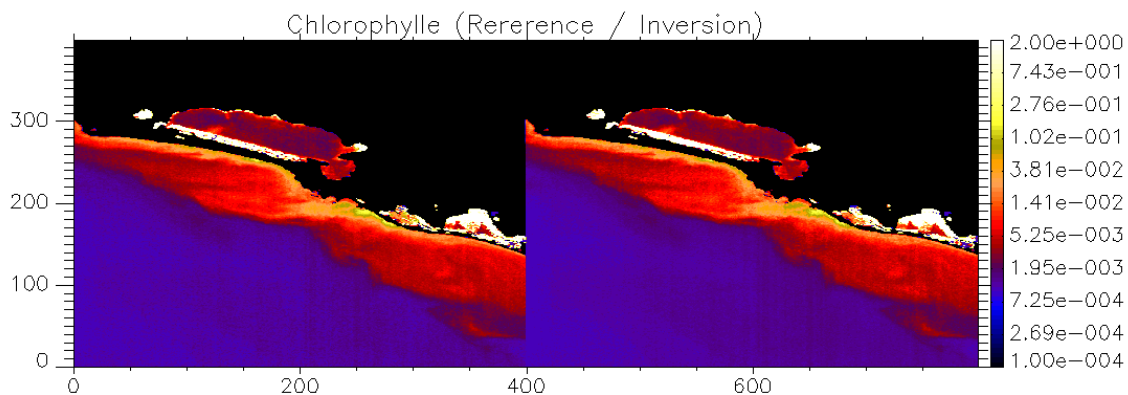
Pour tous les paramètres les meilleurs résultats ont été obtenus avec la méthode d'inversion sur toute l'image et sur l'eau. Concernant les zones émergées (Ter.), 5 paramètres sur 6 (Biais Relatif, SAM, UIQI, PSNR et RASE) sont les meilleurs avec la méthode d'inversion alors que le meilleur ERGAS est obtenu avec l'image de fusion issue de la méthode dérivée d'ARSIS.

Ces paramètres statistiques permettent de classer les méthodes par ordre de performance : la méthode Inversion suivie de la méthode dérivée d'ARSIS, puis la méthode Tenseurs et enfin la méthode CNMF.

#### 4.3.3. Comparaison sur la base d'estimation de paramètres biophysiques

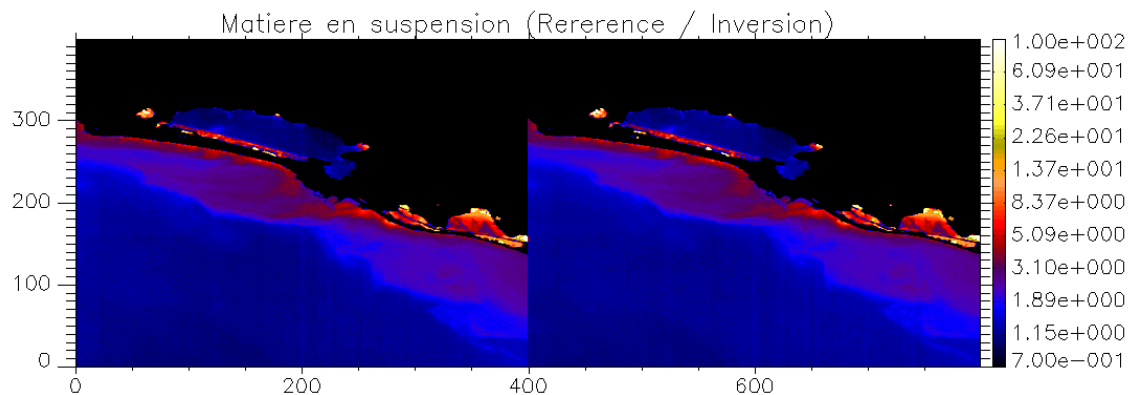
Pour ne pas s'arrêter aux étapes de comparaison visuelle et aux estimations de paramètres statistiques mais pour aller jusqu'à l'application, nous avons estimé ensuite les paramètres biophysiques avec les images de fusion et avec l'image de référence en utilisant l'inversion du modèle de Lee (décrit au 4.2.3).

Sur la figure 33, on peut comparer pour chaque paramètre la carte obtenue avec la référence (à gauche) et la carte obtenue avec la plus performante des méthodes pour ce paramètre (à droite).

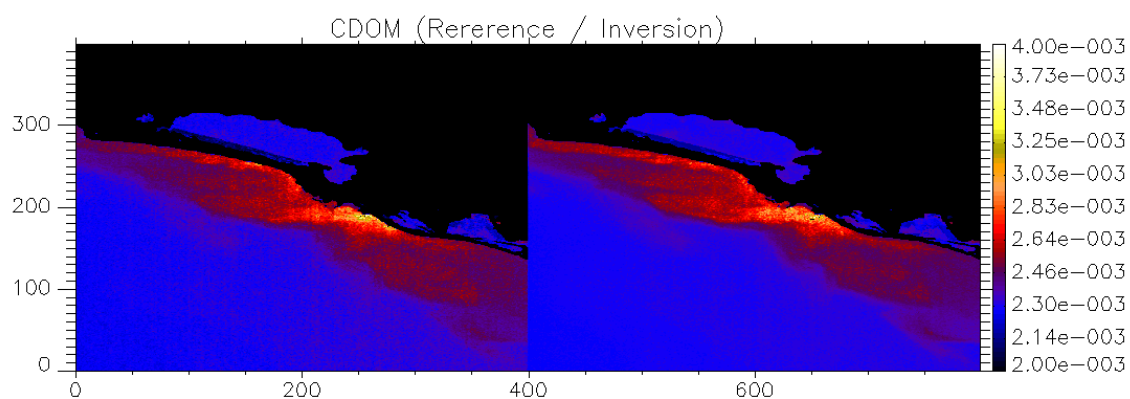


(a)

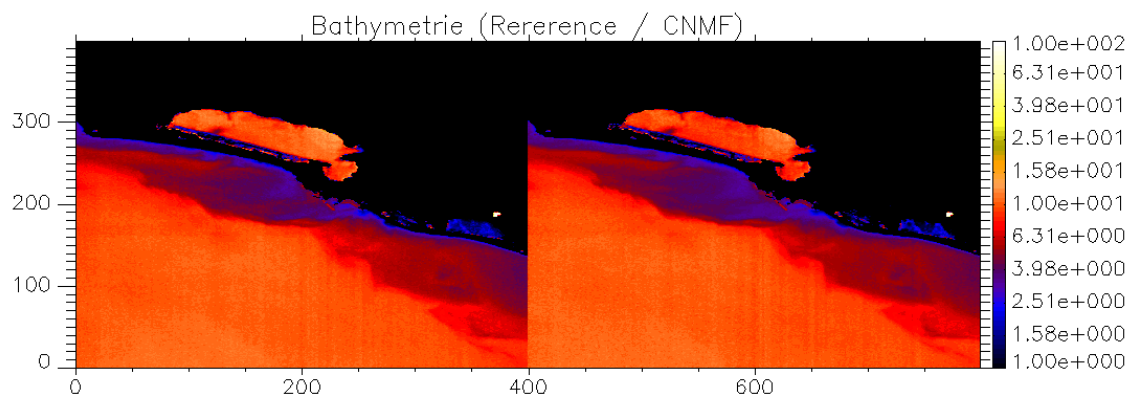




(b)



(c)



(d)

**Figure 33 : Cartes d'estimation par inversion du modèle de Lee:**  
**(a) représente la chlorophylle ( $\text{mg}/\text{m}^3$ ), (b) les matières minérales en suspension ( $\text{g}/\text{m}^3$ ),**  
**(c) les substances jaunes/Cdom ( $\text{m}^{-1}$ ) et (d) la bathymétrie (m).**

Si l'on regarde la carte de chlorophylle (Figure 33.a), la concentration est la plus forte (tout en restant de niveau faible) dans les étangs et près des côtes puis diminue à mesure que l'on s'éloigne des côtes ce qui paraît cohérent.

En ce qui concerne la concentration en matières minérales en suspension (Figure 33.b), la concentration est la plus forte près des côtes, ce qui est dû à la remise en suspension du sable et diminue aussi à mesure que l'on s'éloigne des côtes. Cette concentration est quasi nulle dans l'étang de Thau.

Pour la concentration en matières organiques dissoutes (Figure 33.c), la concentration est la plus forte près des côtes ce qui s'explique par le fait qu'elle est le résultat de la dégradation de la matière organique, souvent liée au phytoplancton.

Enfin, pour la bathymétrie (Figure 33.d), celle-ci paraît assez faible près des côtes et augmente à mesure que l'on s'éloigne des côtes avec un seuil à 10 m car au-delà le capteur ne détecte plus de différence de couleur due au changement de profondeur.

Si l'on compare les cartes horizontalement, on constate qu'il y a peu de différences entre les cartes issues de la référence et celles issues des méthodes de fusion. Cela ne témoigne pas de la précision absolue des cartes mais de la faible erreur induite par la fusion comparée à l'image qui aurait été acquise par un capteur parfait (la référence).

Ces cartes peuvent également être comparées à l'aide de paramètres statistiques tels que l'erreur quadratique moyenne entre les cartes issues de la référence et celles issues des images de fusion (Tableau 10).

**Tableau 10 : Erreur Quadratique Moyenne entre les cartes issues de la référence et les cartes issues des méthodes de fusion (meilleurs résultats en gras)**

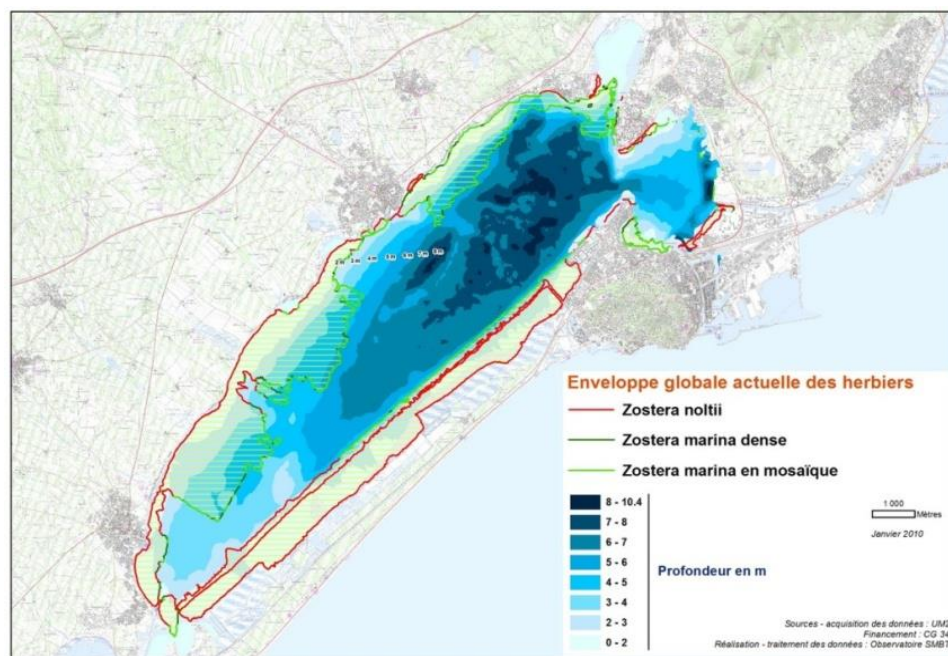
Méthodes Paramètres	ARSIS	CNMF	TENSEUR	INVERSION
Chl (mg /m <sup>3</sup> )	0.150	0.188	0.185	<b>0.140</b>
MES (g /m <sup>3</sup> )	2.820	3.092	3.134	<b>2.391</b>
Cdom (m <sup>-1</sup> )	0.010	0.004	0.042	<b>0.002</b>
Bathymétrie (m)	0.840	<b>0.576</b>	1.363	0.594



La méthode Inversion donne de meilleures estimations pour la chlorophylle, les matières minérales en suspension et la substance jaune alors que la meilleure estimation pour la bathymétrie a été obtenue avec la méthode CNMF. Cela s'explique par le fait que l'estimation de la bathymétrie se fait sur la l'atténuation sur signal par la profondeur qui est une valeur relative et non par la valeur absolue de la réflectance.

Bien que la cohérence des cartes ait été vérifiée, la précision absolue de ces cartes n'a pas été démontrée car nous n'avons pas de mesures réelles simultanées à l'acquisition. Ces faibles erreurs témoignent seulement de faibles erreurs relatives comparées aux cartes obtenues à partir de l'image de référence.

La seule réalité de terrain que nous pouvons comparer à nos estimations est la bathymétrie qui varie peu dans le temps. La Figure 34 présente la bathymétrie fournie par l'Ifremer. On constate une augmentation du Sud-Ouest au Nord-Est de l'étang allant de 3 m à 10 m.



**Figure 34 : Bathymétrie dans l'étang de Thau fournie par l'Ifremer**

Concernant nos estimations, elles semblent être surestimées puisqu'elles varient de 6 à 13 m comparées aux profondeurs de cette carte, néanmoins on constate bien un gradient de l'Ouest

vers l'Est. Cette carte apparaît donc cohérente en valeur relative mais pas en valeur absolue. Il semble qu'il y ait un biais de 3 m qui peut être dû à des erreurs de correction atmosphérique qui surestime la réflectance au niveau de la surface et/ou à la différence de résolution entre la bathymétrie de référence (10 m) et celle de image obtenue après fusion (90 m). Mais l'erreur ne vient pas de la fusion car nous obtenons quasiment les mêmes résultats avec l'image de référence et les images de fusion.

#### 4.3.4. **Temps de calcul**

Le tableau 11 présente les temps de calcul pour chacune des méthodes avec les mêmes images d'entrée MSI/OLCI simulées. Les 4 méthodes ont été programmées sur MATLAB et exécutées sur la même machine : MAC Pro avec 2 processeurs Intel Xeon Westmere, 12 cœurs, 2.93 GHz, 24 Gb de RAM.

**Tableau 11 : Temps de calcul des différentes méthodes de fusion sur les images simulées**

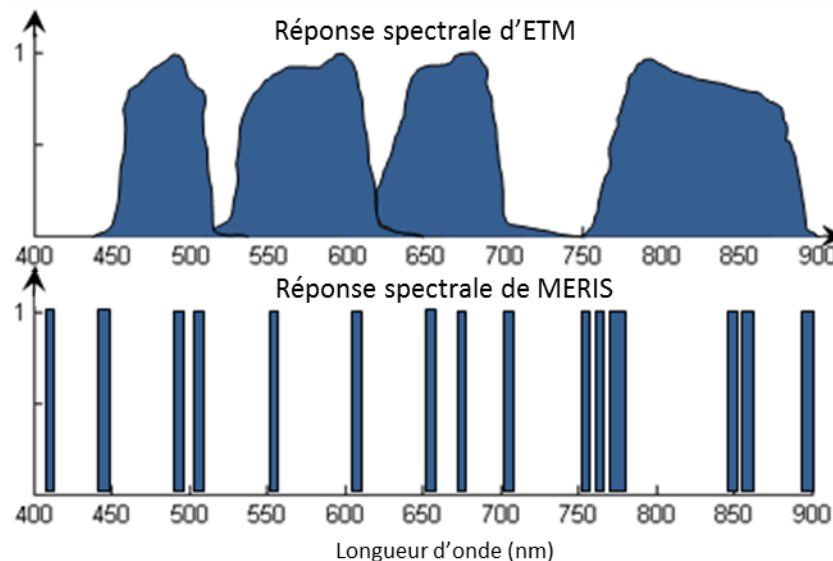
	Temps CPU (min)
ARSIS	2.22
CNMF	37.00
Tenseur	99.00
Inversion	0.43

Ces résultats montrent que la méthode la plus rapide est la méthode Inversion, suivie de la méthode dérivée d'ARSIS, loin devant les méthodes CNMF et Tenseur qui sont largement plus coûteuses en temps de calcul que les 2 premières. Cela s'explique par le procédé itératif consistant à affiner conjointement la matrice des endmembers avec l'image OLCI et la matrice d'abondance avec l'image MSI. Il est à noter que ce tableau ne tient d'ailleurs pas compte de la phase d'optimisation du nombre des endmembers nécessaires aux méthodes CNMF et Tenseur et qui sont également coûteuses en temps de calcul.

#### 4.4. Résultats sur la fusion ETM et MERIS (images réelles)

Comme nous ne disposons pas encore d'images réelles OLCI et MSI, nous avons testé les 4 méthodes de fusion sur des images ETM et MERIS réelles. Dans l'article qui a été accepté par la revue JSTARS en mai 2013, nous avons comparé 3 méthodes : *Multiresolution Multisensor Technique* (présentée au paragraphe 3.2.2), la méthode dérivée d'ARSIS et la méthode CNMF, que nous avons appliquées à des images simulées ETM et MERIS (à partir d'une image hyperspectrale Hyperion, Annexe) et à des images réelles ETM et MERIS (Figure 36). Ces deux images présentent un ratio de 10 entre les 2 résolutions (300 et 30 m). Comparé au ratio de 5 entre les résolutions d'OLCI et MSI, la difficulté était supérieure avec ces images-là.

Concernant la correspondance des bandes, la Figure 35 montre les réponses spectrales des deux capteurs ETM et MERIS. On constate sur cette figure qu'il y a un bon recouvrement des bandes excepté pour la première bande de MERIS.



**Figure 35 : Réponses spectrales d'ETM et MERIS**

Concernant la méthode ARSIS, comme MSI et OLCI, la correspondance des bandes à fusionner a été déterminée en calculant la corrélation entre les bandes ETM dégradée à 300m avec les bandes MERIS (Tableau 12).

**Tableau 12 : Matrice de corrélation entre les bandes MERIS et ETM**

CC	Bandes MERIS														
Bandes ETM	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	<b>0.98</b>	0.86	0.83	0.83	0.84	0.59	0.38	0.38	0.40	0.34	0.30	0.31
2	0.87	0.85	0.92	0.96	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	0.98	0.88	0.74	0.74	0.75	0.71	0.68	0.69
3	0.73	0.71	0.81	0.86	0.97	0.99	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	<b>0.97</b>	0.87	0.87	0.88	0.85	0.83	0.83
4	0.32	0.29	0.43	0.52	0.77	0.79	0.79	0.78	0.95	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>

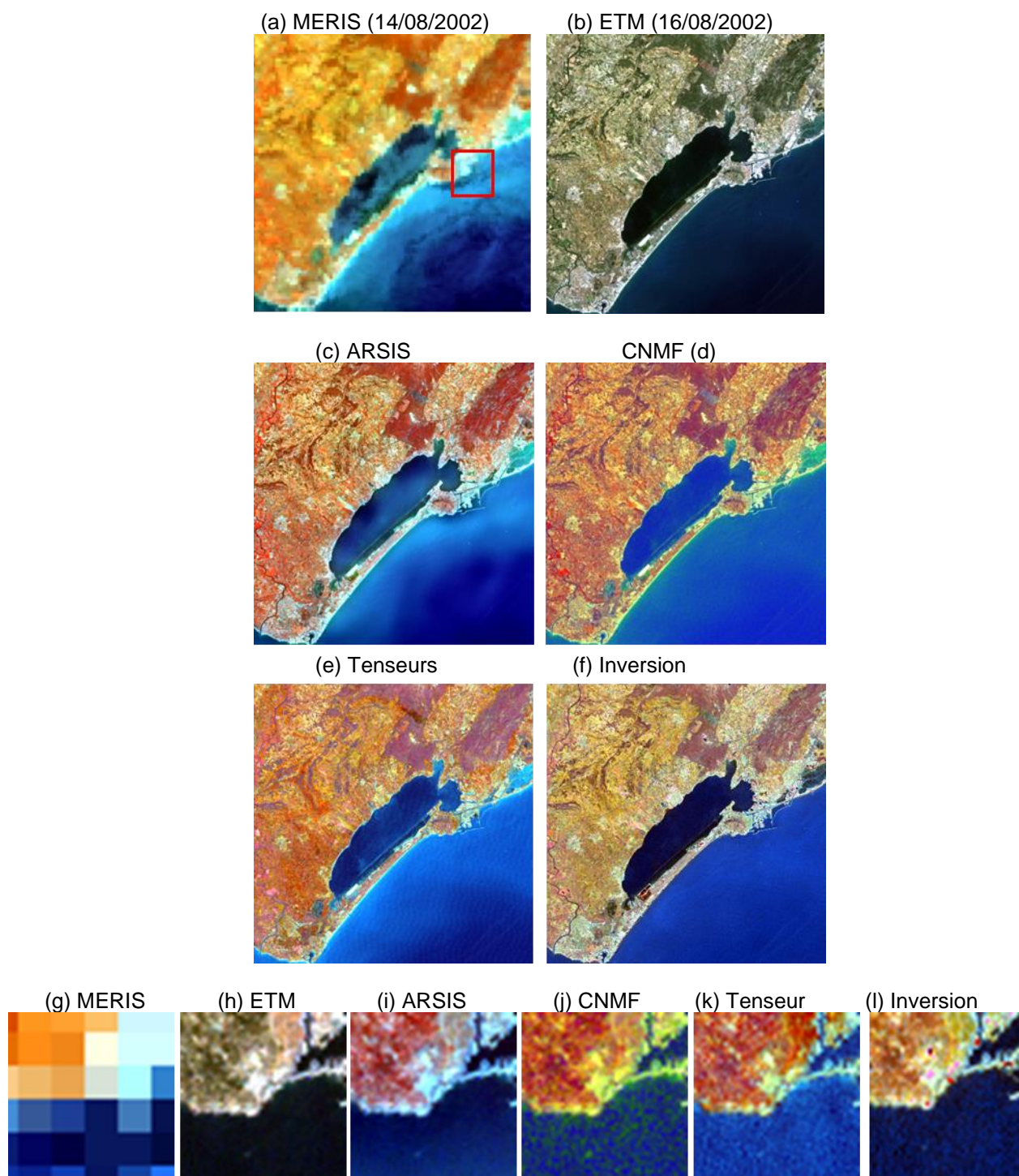
Le Tableau 12 montre que :

- les bandes 1, 2, 3 et 4 de MERIS peuvent être fusionnées avec la bande 1 d'ETM,
- les bandes 5 et 6 de MERIS peuvent être fusionnées avec la bande 2 d'ETM
- les bandes 7, 8 et 9 de MERIS peuvent être fusionnées avec la bande 3 d'ETM
- enfin les bandes 10, 11, 12, 13, 14 et 15 de MERIS peuvent être fusionnées avec la bande 4 d'ETM.

Depuis la publication de cet article, nous avons également testé les 2 nouvelles méthodes (Tenseur et Inversion) sur ces mêmes images réelles et nous allons maintenant en donner les résultats.

#### 4.4.1. Comparaison visuelle

La Figure 36 montre des images réelles MERIS et ETM acquises à deux jours d'intervalle (14 et 16 août 2002), ainsi que les images issues des 4 méthodes de fusion et un zoom sur une zone particulière de ces images (cadre rouge).



**Figure 36 : (a) Composition colorée MERIS (bandes 1, 5 et 10), (b) Composition colorée ETM (bandes 1, 2 et 3), (c), (d), (e) et (f) images résultant de la fusion avec la méthode dérivée d'ARSIS, CNMF, Tenseurs et Inversion et MMT. (g, h, i, j, k et l) représentent les zooms correspondant au cadre rouge.**

La Figure 36 montre que toutes les méthodes améliorent bien la résolution spatiale de l'image mais on observe des distorsions chromatiques pour les méthodes CNMF, Tenseurs et Inversion.

Sur l'eau, la méthode dérivée d'ARSIS et la méthode Tenseur conservent le mieux la variabilité de couleur de l'eau (étang et mer) présente dans l'image MERIS alors que la méthode CNMF et la méthode Inversion étalent la variabilité radiométrique sur l'eau. Cependant la variation de couleur de l'eau avec la méthode dérivée d'ARSIS présente une moins bonne dynamique spatiale comparée à l'image MERIS de départ.

Sur la partie terrestre, la méthode dérivée d'ARSIS présente une bonne cohérence visuelle spatiale et chromatique avec les images ETM et MERIS. Des autres méthodes, la méthode CNMF semble la plus proche visuellement des images d'entrée sur la terre.

Sur les images de détails, on constate que toutes les méthodes améliorent bien la résolution spatiale, on visualise encore la distorsion chromatique de CNMF et les 3 dernières méthodes semblent ajouter du bruit. La méthode Inversion semble également donner des valeurs aberrantes pour certains pixels (pixels rouges).

#### **4.4.2. Comparaison sur la base de paramètres statistiques**

Avec des images réelles, nous ne disposons pas d'images de référence. Ainsi, nous ne pouvons vérifier la propriété de synthèse mais seulement la propriété de cohérence en comparant les images issues de la fusion aux images ETM et MERIS d'origine.

Pour vérifier la propriété de cohérence, les images issues de la fusion ont été sous échantillonnées spatialement pour être comparées à l'image MERIS et spectralement pour être comparées à l'image ETM. Comparée à l'image MERIS, la méthode ARSIS donne les meilleurs résultats pour tous les paramètres hormis le biais relatif obtenu par la méthode des tenseurs. Comparée à l'image ETM, la méthode CNMF donne les meilleurs résultats pour tous les paramètres sauf le biais relatif obtenu la méthode Inversion (Tableau 13).

**Tableau 13 : Paramètres statistiques de l'erreur comparé à l'image MERIS  
(meilleurs résultats en gras) et à l'image ETM (meilleurs résultats soulignés)**

Méthodes Paramètres	ARSIS		CNMF		TENSEUR		INVERSION	
	MERIS	ETM	MERIS	ETM	MERIS	ETM	MERIS	ETM
Biais relatif (0)	0.620	-0.084	-0.001	0.025	<b>0.000</b>	-0.003	-0.012	<u>0.001</u>
RASE (0)	<b>12.160</b>	12.550	15.077	<u>8.973</u>	13.486	12.402	15.779	18.111
SAM (0)	<b>5.420</b>	3.863	6.820	<u>2.500</u>	6.301	6.594	7.376	9.596
UIQI (1)	<b>0.933</b>	0.825	0.848	<u>0.931</u>	0.859	0.735	0.785	0.687
PSNR (max)	<b>74.289</b>	89.250	66.997	<u>92.268</u>	66.418	93.283	64.904	85.970
ERGAS (0)	<b>1.039</b>	1.273	1.343	<u>0.944</u>	1.247	1.130	1.477	1.888

Comme notre application se situe dans le domaine côtier, nous avons aussi cherché à savoir comment se comportaient les méthodes sur les zones émergées et sur les zones marines. Pour cela nous avons segmenté les images en deux zones (terre et eau) et nous avons calculé les paramètres statistiques indépendamment sur chaque zone (Tableau 14).

**Tableau 14 : Paramètres Statistiques sur la terre et l'eau comparé à l'image MERIS de départ  
(meilleurs résultats sur l'eau en gras, meilleurs résultats sur la terre soulignés)**

Méthodes Paramètres	ARSIS		CNMF		TENSEUR		INVERSION	
	Terre	Eau	Terre	Eau	Terre	Eau	Terre	Eau
<b>Biais Relatif (0)</b>	<u>0.312</u>	<b>1.016</b>	1.640	-7.123	0.983	-4.575	0.035	-3.610
<b>RASE (0)</b>	<u>11.235</u>	<b>14.031</b>	12.315	22.618	11.438	20.623	13.677	22.705
<b>SAM (0)</b>	<u>5.550</u>	<b>6.949</b>	6.078	10.789	5.646	10.008	6.762	10.890
<b>UIQI (1)</b>	<u>0.992</u>	<b>0.989</b>	0.990	0.967	0.991	0.977	0.987	0.974
<b>PSNR (max)</b>	<u>64.323</u>	<b>59.252</b>	63.808	54.444	63.771	55.642	62.310	54.350
<b>ERGAS (0)</b>	<u>0.991</u>	<b>1.900</b>	1.051	2.924	1.050	2.717	1.260	2.886

Du Tableau 14, on constate encore que toutes les méthodes fonctionnent mieux sur la terre que sur l'eau. Si l'on compare les méthodes entre elles, la méthode dérivée d'ARSIS donne les

meilleurs résultats et sur la terre et sur l'eau (résultats souligné et en gras), suivie par les méthodes Tenseur, CNMF et Inversion.

## **4.5. Discussion**

### **4.5.1. Méthode dérivée d'ARSIS**

En ce qui concerne la méthode ARSIS, nous avons vu que l'erreur se situait plutôt dans les hautes fréquences cela peut s'expliquer par le principe même de la méthode qui est d'injecter les hautes fréquences présentes dans les images MSI dans l'image OLCI. La méthode de filtrage pour ne récupérer que les hautes fréquences spatiales dans l'image MSI et les injecter dans l'image OLCI est peut-être ici en cause.

Il existe aussi différentes approches au sein même du concept ARSIS. Nous n'avons testé ici que l'approche par modèle global (paramètres calculés sur toute l'image) mais peut être qu'une autre approche par modèle local (paramètres calculés sur une fenêtre d'analyse), donnerait peut être encore de meilleurs résultats.

De plus, comparée aux autres méthodes, la méthode dérivée d'ARSIS est très simple d'utilisation, elle est rapide (2.22 min), et sans phase d'optimisation ou d'itération. Elle demande donc peu de puissance de calcul.

Aussi, la méthode dérivée d'ARSIS est la seule qui puisse prendre en compte la multi-résolution des images MSI. En effet, comme nous l'avons décrit au paragraphe 1.6.1, les différentes bandes du capteur MSI auront des résolutions différentes (60, 20 et 10 m). Toutes les méthodes basées sur la factorisation de matrices (ou de tenseurs) ne peuvent pas supporter des résolutions différentes. Cela signifierait que la matrice de endmembers contiendrait des profils à différentes échelles selon la bande spectrale et qu'il faudrait une matrice d'abondance pour chaque résolution ce qui n'est pas concevable par cette technique.

Mais comme la méthode dérivée d'ARSIS effectue des fusions indépendantes pour chaque bande, si le ratio est différent entre les images à fusionner, cela n'a pas d'importance hormis celui du rapport de résolution limite entre deux images. Entre les images à 10 et 300 m le rapport sera



de 30, ce qui risque de dégrader la fusion, entre les images à 20 et 300 m le rapport sera de 15 ce qui risque d'être limite, et enfin le rapport sera de 5 entre les images à 60 et 300 m, ce qui a montré de bonnes performances dans ce travail de thèse.

#### 4.5.2. **Méthode CNMF**

Cette méthode, qui a été développée par Yokoya *et al.* (2011 a,b), présente l'originalité de d'optimiser conjointement la matrice d'abondance avec l'image à haute résolution spatiale (MSI) et la matrice des endmembers avec l'image à haute résolution spectrale (OLCI). Une relation de passage est utilisée pour passer de la matrice d'abondance à haute résolution spatiale à la matrice d'abondance à basse résolution spatiale (matrice  $S$ ) et une autre relation de passage permet de passer de la matrice d'endmembers à haute résolution spectrale à la matrice d'endmembers à basse résolution spectrale (matrice  $R$ ).

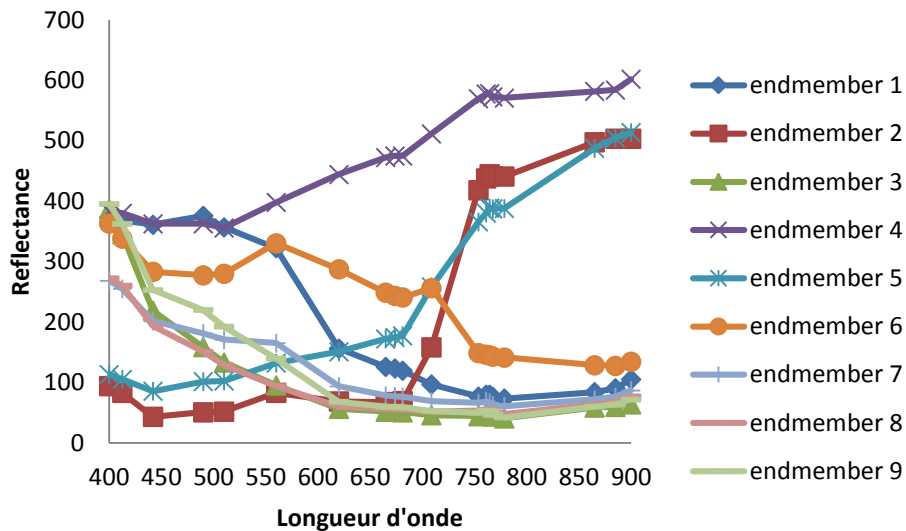
Cette méthode CNMF a été à établie initialement pour la fusion d'images multispectrales et hyperspectrales (Yokoya *et al.*, 2011). Avec 2 images multispectrales (MCI et OLCI), les réponses spectrales des deux capteurs ne se recouvrent pas « parfaitement ». Cela peut expliquer le fait que la méthode CNMF donne de moins bons résultats que les méthodes ARSIS ou Inversion (dans le cas des images simulées).

D'autre part, la méthode CNMF nécessite une phase d'initialisation des matrices d'endmembers et des matrices contenant les fractions d'abondance. Ces matrices peuvent être initialisées aléatoirement avec des contraintes (positivité, somme égale à un) mais ce type d'initialisation n'est pas conseillé car les spectres pouvant être loin de la solution, peut mener à une non convergence. Donc la phase d'initialisation des matrices d'endmembers et d'abondance est vraiment un point crucial pour ces méthodes. Il a été montré qu'une bonne initialisation peut améliorer la vitesse de convergence et la précision sur les résultats obtenus (Langville *et al.*, 2006).

Pour l'initialisation des matrices des endmembers, plusieurs techniques sont proposées dans la littérature comme les méthodes PPI (Broadman, 1994) , N-FINDR (Winter, 1999), SVD (De Lathauwer *et al.*, 1994). La méthode SVD par exemple présente un problème pour l'initialisation

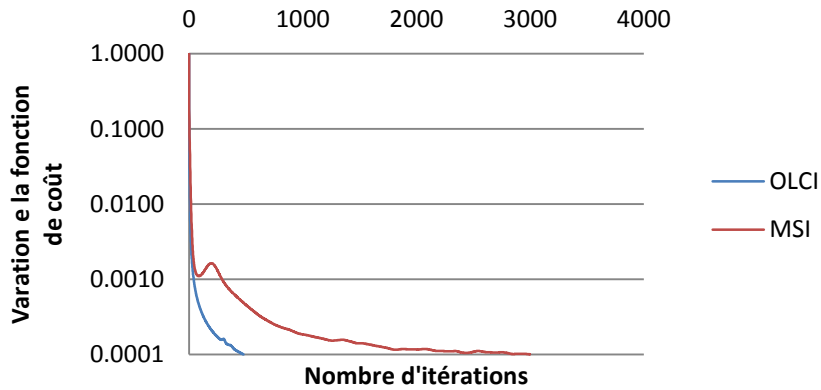
de données multi/hyperspectrales à cause d'une contrainte majeure: la non-négativité des matrices des endmembers et de leur fraction d'abondance. Nascimento et Dias (2005) ont montré que la méthode VCA donnait de meilleures estimations comparées aux autres méthodes telles que le PPI et le N-FINDR.

Sur la Figure 37, on visualise les spectres des 9 endmembers provenant de la méthode d'initialisation VCA. On reconnaît des spectres correspondant à de l'eau (endmembers 1, 3, 7, 8 et 9), des spectres correspondant à de la végétation (endmembers 2 et 5), des spectres correspondant à du sol (4 et 6).



**Figure 37: Spectre des endmembers après initialisation avec la méthode VCA**

De plus cette méthode est assez coûteuse en temps (37 min) car c'est une méthode itérative pour affiner les 2 matrices (d'endmembers et d'abondance) qui vont nous permettre d'obtenir l'image de fusion, c'est-à-dire la matrice  $Z$ . Comme toutes les méthodes itératives, se pose la question de la convergence. Il peut arriver que l'algorithme converge vers des optima locaux, la convergence vers l'extremum global n'est donc pas toujours garantie. Concernant la fusion d'image MSI et OLCI, le seuil de convergence a été fixé à  $10^{-4}$  atteint au bout de 500 itérations pour l'image OLCI et 3000 itérations pour l'image MSI (Figure 39).

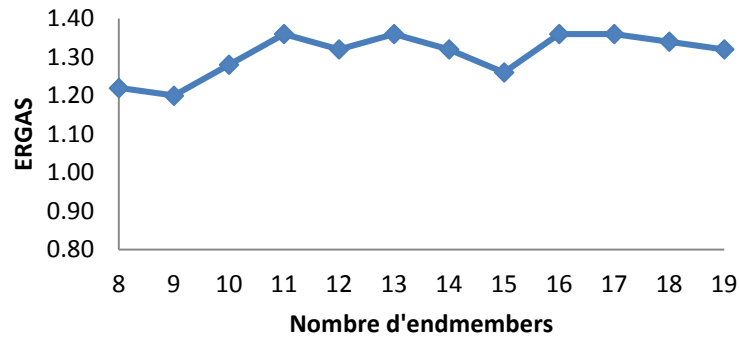


**Figure 38: Courbes de convergence de la méthode CNMF sur l'image OLCI (a) et sur l'image MSI (b)**

D'autre part, cette méthode nécessite une phase d'optimisation, c'est-à-dire que l'on doit faire varier le nombre d'endmembers pour connaître son nombre optimal et ce, en minimisant la différence entre l'image de fusion et, soit l'image de référence dans le cas d'images simulées, soit les images d'entrée dans le cas d'images réelles. Le nombre de endmembers dépend de la complexité de la scène : une scène contenant des eaux de types cas 1 présente une faible variabilité, le nombre de endmembers peut donc être très faible alors qu'une scène contenant une zone urbaine peut en contenir de nombreux. Le nombre d'endmembers dépend fortement du paysage observé.

Mais pour des raisons algorithmiques le nombre minimum d'endmembers est limité par le nombre de bandes de l'image à basse résolution spectrale (8 pour MSI) pour que le système ne soit pas sous-dimensionné. Le nombre maximum d'endmembers est lui limité par le nombre de bandes de l'image à haute résolution spectrale (19 pour OLCI), imposé par la méthode VCA.

La Figure 39 présente le paramètre ERGAS dans le cadre de la fusion d'images simulées OLCI et MSI avec la méthode CNMF.



**Figure 39 : Optimisation des endmembers avec la méthode CNMF**

La Figure 39 montre que la qualité de l'image de fusion vis-à-vis du paramètre statistique ERGAS varie peu avec le nombre d'endmembers, néanmoins, un ERGAS minimum est observé à 9 endmembers. Ce nombre de 9 endmembers apparaît donc optimal pour la représentation de la scène. Il n'est donc pas nécessaire d'atteindre le nombre maximum (ici égal à 19) pour que celui-ci soit représentatif de la scène observée.

#### 4.5.3. Méthode basée sur les tenseurs

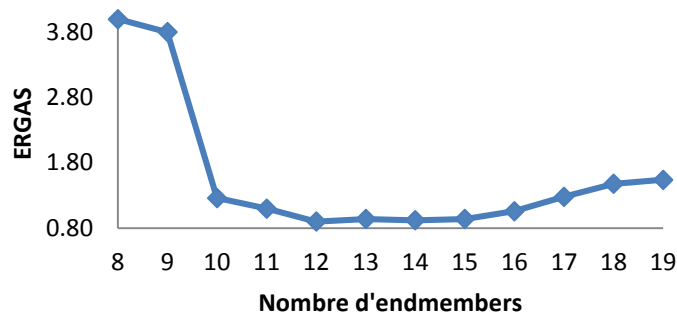
Cette méthode est également basée sur l'optimisation conjointe des matrices des endmembers et d'abondances mais elle présente l'avantage supplémentaire de prendre en compte la corrélation spatiale entre les pixels.

Concernant l'initialisation, les itérations et la convergence, les mêmes remarques faites au paragraphe précédent pour la méthode CNMF, sont aussi valables pour la méthode basée sur les tenseurs.

Comparée à la méthode CNMF, il y a moins d'inconnues dans le système à résoudre mais des choix supplémentaires sont à faire concernant par exemple la taille du cœur, le degré de parcimonie sur la matrice d'abondance. Dans notre cas nous avons fait le choix d'un cœur cubique mais nous aurions pu le choisir de taille différente dans les différents modes. Nous aurions pu également faire varier le degré de parcimonie sur la matrice d'abondance, ceci pouvant améliorer

le temps de calcul avec une convergence atteinte plus rapidement. Nous n'avons malheureusement pas eu le temps de tester ces différents choix.

Concernant l'optimisation des endmembers pour la fusion des images simulées, en faisant varier le nombre des endmembers entre 8 et 19, nous avons obtenu un optimum à 12 endmembers (Figure 40).

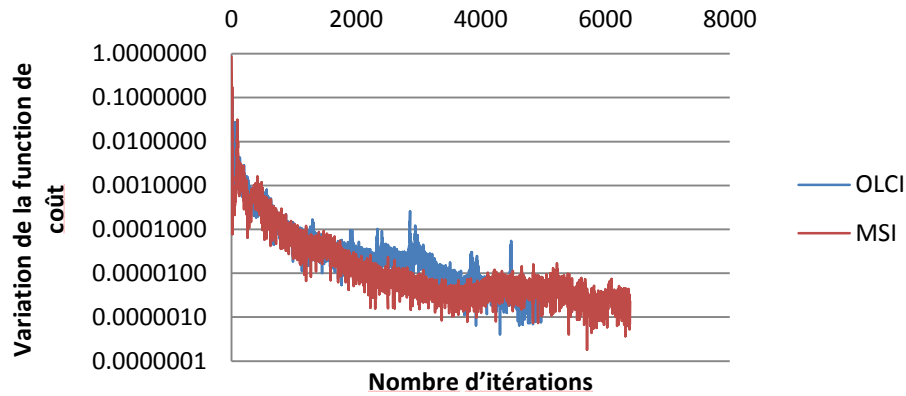


**Figure 40 : Optimisation des endmembers avec la méthode Tenseur**

On constate encore qu'il n'est pas nécessaire d'atteindre le nombre maximum d'endmembers pour que ceux-ci soient représentatifs de la scène observée.

Ceci montre aussi que les deux méthodes CNMF et tenseur sont peu sensibles à l'augmentation d'inconnues (Figure 39 et Figure 40), mais cela augmente aussi le temps de calcul.

Le temps de calcul est plus long avec les tenseurs (99 min) qu'avec la méthode CNMF car le nombre d'itérations (Figure 41) est supérieur pour atteindre la convergence et que nous devons estimer 2 matrices et un cœur alors que nous n'avons qu'à estimer une matrice (abondance) avec la méthode CNMF.



**Figure 41 : Courbes de convergence de la méthode Tenseur (OLCI et MSI)**

On constate sur la Figure 41 que les fonctions de coût sont beaucoup plus oscillantes que pour la méthode CNMF, mais l'on constate globalement que la courbe reste stable au bout d'un certain nombre d'itérations. Un seuil de convergence a été fixé à  $10^{-6}$  et la convergence est atteinte au bout de 4900 itérations pour OLCI et pour 6400 MSI.

#### 4.5.4. Méthode basée sur l'inversion et l'optimisation

Cette méthode ne nécessite pas de phase d'optimisation car le nombre d'endmembers est déterminé par  $\lambda_y$ . Dans le cas de la fusion OLCI/MSI,  $\lambda_y$  étant égal à 8, le nombre de bandes spectrales apparaît suffisant pour donner de bons résultats de fusion. Toutefois, avec un nombre de bandes moindre, les performances de la méthode peuvent fortement chuter, ce que nous avons pu constater dans le cas de la fusion ETM /MERIS. Alors que nous avons 8 bandes pour MSI, nous n'en avons plus que 4 avec ETM ce qui divise par 2 le nombre d'endmembers. Cela montre les limites de cette méthode dans le cas où le nombre de bandes de l'image à haute résolution spatiale est faible.

Enfin, comme cette méthode commence par une inversion de système de  $n$  équations  $n$  inconnues, il est possible qu'elle soit plus sensible au bruit que les autres méthodes. En effet, quand on dispose de plus d'équations que d'inconnues, cela permet de lisser les erreurs liées au bruit.

#### **4.6. Ce qu'il faut retenir**

Dans cette partie, nous avons comparé les différentes méthodes de fusion sur des images issues de simulations (MSI/OLCI) mais aussi sur des images réelles (ETM/MERIS).

La méthode Inversion est la plus performante sur l'eau et sur la terre quand le nombre de bandes de l'image à haute résolution spatiale est suffisant pour représenter le nombre de endmembers présents dans la scène. Nous avons vu que le nombre de bandes spectrales de MSI pouvaient suffire (8) mais pas celui de ETM (4). Quand le nombre de bandes est limité, il ne suffit pas à représenter le nombre de endmembers présents dans la scène.

Ensuite, la méthode ARSIS a montré de très bonnes performances sur l'eau et la terre. De plus, cette méthode présente l'avantage d'éviter les choix d'initialisation, les problèmes de convergence (pas d'itération) et les questions d'optimisation du nombre de endmembers. Ce qui rend cette méthode simple et rapide. Enfin, comme chaque fusion de bandes est réalisée indépendamment, elle rend la fusion possible pour des images ayant des bandes à des résolutions différentes pour les futures images MSI par exemple.

Derrière la méthode ARSIS vient la méthode basée sur les tenseurs puis la méthode CNMF. Ces méthodes sont assez performantes aussi mais elles sont assez longues car elles utilisent des processus itératifs, nécessitent une phase d'initialisation et une phase d'optimisation du nombre de endmembers.

## Conclusion et Perspectives

Dans cette thèse, nous avons présenté dans un premier temps les problématiques en zones côtières ainsi que les différents capteurs disponibles afin de suivre des phénomènes dans ce domaine. Nous avons vu que l'observation des zones côtières nécessitaient à la fois de bonnes résolutions spatiales, spectrales et temporelles. Ne disposant pas de capteur ayant les résolutions requises pour les suivre, nous avons présenté les futurs capteurs MSI sur Sentinel-2 et OLCI sur Sentinel-3. Nous avons montré la nécessité d'avoir recours à la fusion afin d'avoir une bonne résolution spatiale combinée avec une bonne résolution spectrale et temporelle au sein d'une même image, l'image de fusion.

Dans un deuxième temps, nous avons présenté les différents types de simulations d'images ainsi que la méthode retenue pour simuler les images Sentinel-2/MSI (8 bandes, 60 mètres) et Sentinel-3/OLCI (19 bandes, 300 mètres). Ces images ont été simulées avec une image HICO (87 bandes, 90 mètres) qui fournit des images couvrant du visible au proche infrarouge (400-900 nm). Nous avons aussi simulé dans ce même chapitre une image de référence (19 bandes, 60 mètres) qui nous a permis d'effectuer l'évaluation des différentes méthodes de fusion. Le fait de simuler ces images en utilisant la même image HICO, nous a permis de faire certaines hypothèses comme les corrections atmosphériques et un recalage parfait pour nous permettre de comparer vraiment les méthodes entre elles, sans être biaisées par des sources d'erreur dues au recalage ou aux corrections atmosphériques.

Dans un troisième temps, nous avons présenté les méthodes de fusion développées ou adaptées dans cette thèse. Par rapport à la bibliographie, les méthodes existantes fusionnent soit des images multispectrale et panchromatique, soit des images hyperspectrale et panchromatique, soit des hyperspectrale et multispectrale. L'originalité de nos travaux se situe en partie dans ce chapitre car les méthodes développées ont été élaborées pour fusionner deux images multispectrales. Nous avons présenté 3 méthodes de fusion : la méthode ARSIS qui a été adaptée à la fusion de 2 images multispectrales, la méthode tenseur, qui a permis d'étendre la méthode CNMF basée sur les NMF aux tenseurs, prenant ainsi en compte la corrélation spatiale qu'il existe



entre les pixels d'une même image et une 3<sup>ème</sup> méthode qui a été proposée que nous avons nommée Inversion, d'approche assez simple, qui ne demande pas de phase d'initialisation, d'optimisation, ni de processus itératif.

Enfin dans le dernier chapitre, nous avons présenté les résultats visuels, les erreurs résiduelles en termes de paramètres statistiques mais aussi sur la base d'estimation de paramètres. Nous avons conclu que la méthode nommée Inversion était plus performante que les autres quand le nombre de bandes de l'image à haute résolution spatiale était suffisant, la méthode dérivée d'ARSIS a montré qu'elle était performante dans tous les cas de figures : images simulées, images réelles et tout nombre de bandes spectrales pour les 2 images d'entrée.

Concernant les perspectives à court terme de ce travail, des améliorations pourraient peut-être être apportées au niveau de chacune des méthodes. Le concept ARSIS propose différentes approches que nous n'avons pas toutes explorées comme celle qui par exemple utilise un modèle local au lieu d'un modèle global (Thomas, 2006).

La méthode des tenseurs, coûteuse en temps, l'est d'autant plus quand on a de grands volumes de données à traiter. L'optimisation des paramètres tels que le coefficient de parcimonie et le choix de la taille du cœur pourrait accélérer la convergence, ce qui minimiserait le temps de calcul.

Au sujet de la comparaison des méthodes par estimation de paramètres biophysiques, nous avons inversé le modèle de Lee mais nous pourrions également tester d'autres algorithmes d'estimation comme l'utilisation de Look-Up Table (LUT), ou des méthodes basées sur les rapports de bandes telles que OC4 et OC5, mais aussi des méthodes d'estimation basée sur maximum de vraisemblance (Jay, 2012).

Sur notre site d'étude, nous n'avons pas de réalité de terrain concernant la concentration en Chlorophylle (Chl), en Matières en Suspension (MES) et en « substances jaunes » (Cdom) obtenues en même temps que l'acquisition des images OLCI et MSI, mais sur un autre site ou à un autre moment, on pourrait également comparer les cartes avec des mesures réelles.

Concernant les jeux d'images en entrée, si nous disposions d'images hyperspectrales aériennes, de 10 m de résolution avec une fauchée suffisante, nous pourrions simuler une image MSI à 3 résolutions (10, 20 et 60 m) et une image OLCI et nous pourrions ainsi tester la méthode ARSIS dans le cas où l'image MSI possède 3 résolutions différentes.

Nous avons comparé les 4 méthodes et tiré des conclusions sur des images simulées MSI et OLCI mais ces conclusions devront bien sûr être vérifiées sur des images réelles OLCI et MSI (toutes bandes ramenées à 60 m) une fois les 2 capteurs lancés. Cette comparaison permettra d'évaluer la sensibilité des méthodes par rapport aux conditions d'acquisition, à la qualité du recalage et aussi aux corrections atmosphériques.

Pour des perspectives plus larges, nous n'avons pas pris en compte l'évolution du paysage entre les deux acquisitions. Il serait intéressant d'étudier la robustesse des méthodes présentées à l'évolution du paysage. Mais pour aller plus loin, la dimension temporelle pourrait être également être intégrées aux méthodes en interpolant dans le temps les images entre elles par exemple et procéder à la fusion à chaque nouvelle acquisition d'image.

La thèse de Cécile Peschoud qui a commencé en octobre 2013 a pour but de fusionner des images LEO (*Low Earth Orbit*, type MERIS ou OLCI) avec des images GEO (*Geostationary Earth Orbit*, type Meteosat). Etant donnée la haute répétitivité des images géostationnaires, il n'est pas possible de faire l'hypothèse que le paysage n'a pas changé entre les deux acquisitions. L'hypothèse admise est que les deux capteurs, à la même longueur d'onde, mesureraient les mêmes variations de réflectance entre deux instants donnés. L'image à haute répétitivité temporelle permet alors de moduler la radiométrie de l'image mieux résolue spatialement et spectralement.

Il serait également intéressant d'étudier la robustesse des méthodes à l'augmentation de rapport de résolution entre les 2 images. Dans cette étude le rapport de résolution entre les images était de 5, mais avec d'autres images il pourrait être plus important. Toutes les méthodes ne résistent peut-être pas aussi bien à la l'augmentation du rapport de résolution. L'image OLCI pourrait subir des dégradations successives pour évaluer jusqu'à quel rapport de résolution chaque méthode de fusion reste performante.

Enfin, la robustesse au non recouvrement des bandes pourraient également être étudié. En effet, dans cette étude les bandes spectrales des 2 images à fusionner sont assez proches les unes des autres. Que se passerait-il si nous essayions de fusionner une image ayant des bandes spectrales dans le visible avec une image n'ayant que des bandes spectrales dans le proche infrarouge ou le domaine thermique ?

## Publications associées à cette thèse

Ce travail de thèse a donné lieu à 1 article publié en 2013 dans la revue IEEE Jstars (facteur d'impact de 2.827) qui a été joint à ce document en Annexe et à 4 articles de conférences dont 3 internationales (Whispers 2012, Whispers 2013, OCOSS 2013) et une conférence nationale (SFPT-GH, Conférence nationale en hyperspectral).

### **Article de revue (1)**

**Sylla D.**, Minghelli-Roman A., Blanc P., Mangin A. et d'Andon O. F., (2013), "Fusion of Multispectral Images by Extension of the Pan-Sharpening ARSIS Method.", , *In IEEE.Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 7, pp. 1781-1791.

### **Conférences internationales (3)**

**Sylla D.**, Minghelli-Roman A., Mangin A. et Fanton d'Andon O., (2012), "Resolution improvement by merging MERIS-ETM images using bands overlapping information and PAN SHARPENING approach.", *IEEE., In Hyperspectral Image and Signal Processing (WHISPERS)*, Shanghai, China

**Sylla D.**, Royer J. P., Minghelli-Roman A., Thirion Moreau N., Mangin A., (2013), "Images fusion based on a coupled nonnegative tensors factorization approach (cntf), application to OLCI and ETM sensors.", *IEEE., In Hyperspectral Image and Signal Processing (WHISPERS)*, Gainesville.

**Sylla D.**, Minghelli-Roman A., Mangin A. et Fanton d'Andon O., (2013), "Comparison of multispectral fusion techniques by means of statistical and biophysical parameters using BOMBER: a tool for water quality and bottom properties estimation.", *In Sensors and observing systems, numerical models and information Systems (OCOSS)*, Nice, France

### **Conférence nationale (1)**

**Sylla D.**, Minghelli-Roman A., Mangin A. et Fanton d'Andon O., (2014), "Hyperspectral and multispectral images fusion using ARSIS: the spatial resolution improvement by structures injection", 3<sup>ème</sup> colloque national scientifique SFPT-GH, Porquerolles, France



## Références

- Aharon M., Elad M. et Bruckstein A. M., (2005). "K-SVD and Its Non-Negative Variant for Dictionary Design." In *Optics & Photonics 2005*, 591411–591411. International Society for Optics and Photonics.
- Aiazzi B., Alparone L., Barducci A., Baronti S. et Pippi I., (1999), "Multispectral Fusion of Multisensor Image Data by the Generalized Laplacian Pyramid." In *Geoscience and Remote Sensing Symposium. IGARSS'99 Proceedings. IEEE*, vol 2, pp.1183–1185.
- Aiazzi B., Alparone L., Baronti S. et Garzelli A., (2002) "Context-driven fusion of high spatial and spectral resolution images based on oversampled multiresolution analysis," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 40 (10), pp. 2300–2312.
- Aiazzi B., Baronti S. et Selva M., (2007). "Improving Component Substitution Pansharpening through Multivariate Regression of MS+ Pan Data." *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 45 (10), pp. 3230–3239.
- Alparone L., Wald L., Chanussot J., Thomas C., Gamba P. et Bruce L. M., (2007). "Comparison of Pansharpening Algorithms: Outcome of the 2006 GRS-S Data-Fusion Contest." *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol 45 (10) ,pp. 3012–3021.
- Antoine D., Andre J.-M., Prieur L. et Morel A., (1996), "Oceanic primary production: 2. Estimation at global scale from satellite (coastal zone color scanner) chlorophyll.", *Journal of Global biogeochemical cycles*. John Wiley & Sons Ltd., vol. 10 (1), pp. 57-69.
- Antoine D., (1998). "Apports de La Télédétection Spatiale de La 'Couleur de L'océan' À L'océanographie." *Océanis*, vol. 24, pp. 81–150.
- Babut M. et Miegé C., (2005). "Contamination Des Poissons et Des Sédiments Du Rhône Par Les Polychlorobiphényles." *Synthèse Des Données Recueillies En*, vol. 2006, pp. 37.
- Baraldi A., Durieux L., Simonetti D., Conchedda G., Holecz F. et Blonda P., (2010), "Automatic Spectral-Rule-Based Preliminary Classification of Radiometrically Calibrated SPOT-4/-5/IRS, AVHRR/MSG, AATSR, IKONOS/QuickBird/OrbView/GeoEye and DMC/SPOT-1/-2 imagery-Part I: System Design and Implementation." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 48 (3), pp. 1299–1325.
- Basedow R. W., Carmer D. C. et Anderson M. E., (1995). "HYDICE System: Implementation and Performance." In *SPIE's Symposium on OE/Aerospace Sensing and Dual Use Photonics*. International Society for Optics and Photonics, pp. 258–267.

- Berk A., Anderson G. P., Bernstein L. S., Acharya P. K., Dothe H., Matthew M. W. et Adler-Golden S. M., Chetwynd Jr. J. H. et al., (1999). "MODTRAN4 Radiative Transfer Modeling for Atmospheric Correction." In *Proceedings of SPIE Optical Spectroscopic Techniques and Instrumentation for Atmospheric and Space Research*, vol. 3756.
- Berry M. W., Browne M., Langville A. N., Pauca V. P. et Plemmons R. J., (2006). "Algorithms and Applications for Approximate Nonnegative Matrix Factorization." In *Computational Statistics and Data Analysis*, pp. 155–173.
- Billat V. et Wald L. (1997). "Use of a Simulator for the Study of the Sensitivity of the Signal Sensed by the MERIS Spectrometer." In *Geoscience and Remote Sensing Symposium. IGARSS'95. Quantitative Remote Sensing for Science and Applications, International*, vol.1, pp. 60–62.
- Bird E. C. F., (1983), "Factors Influencing Beach Erosion and Accretion: A Global Review." In *Sandy Beaches as Ecosystems*, edited by Anton McLachlan and Theuns Erasmus, Developments in Hydrobiology 19. Springer Netherlands, pp. 709–717
- Boardman J. W., (1994). "Geometric Mixture Analysis of Imaging Spectrometry Data." In *Geoscience and Remote Sensing Symposium. IGARSS'94. Surface and Atmospheric Remote Sensing: Technologies, Data Analysis and Interpretation., International*, vol. 4, pp. 2369–2371.
- Borner A., Wiest L., Keller P., Reulke R., Richter R., Schaepman M. et Schlapfer D., (2001). "SENSOR: A Tool for the Simulation of Hyperspectral Remote Sensing Systems." *Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, vol. 55, pp. 299–312.
- Boyd S. et Vandenberghe L., (2004), *Convex Optimization*. Cambridge university press.
- Brando V. E., Anstee J. M., Wettle M., Dekker A. G., Phinn S. R. et Roelfsema C., (2009). "A physics based retrieval and quality assessment of bathymetry from suboptimal hyperspectral data", *Remote Sensing of Environment*, vol. 113, pp. 755–770.
- Bricaud A., Andre M., Prieur L. et others, (1981), "Absorption by dissolved organic matter of the sea (yellow substance) in the UV and visible domains.", *Journal of Limnol. Oceanography*, vol. 26 (1), pp. 43-53 .
- Brown M. E., Pinzon J. E., Didan K., Morisette J. T. et Tucker C. J., (2006), "Evaluation of the Consistency of Long-Term NDVI Time Series Derived from AVHRR, SPOT-Vegetation, SeaWiFS, MODIS, and Landsat ETM+ Sensors." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol 44 (7), pp. 1787–1793.

- Cadore A., Darly S., Kirat T. et Lavaud-Letilleul V., (2012), "Conflits d'usage littoraux et intérieurs : une géographie du contentieux de seconde instance dans le département de l'Hérault." *Norois*, no. 225 (December), pp. 29–46.
- Cazes-Duvat V., (2001). "Évaluation de la vulnérabilité des plages à l'érosion: Application à l'archipel des Seychelles/A Beach Vulnerability Index and Its Implementation in the Islands of Seychelles." *Géomorphologie: Relief, Processus, Environnement*, vol. 7 (1), pp. 31–40.
- Cetin M. and Musaoglu N., (2009), "Merging Hyperspectral and Panchromatic Image Data: Qualitative and Quantitative Analysis." *International Journal of Remote Sensing*, vol. 30 (7), pp. 1779–1804
- Chander G., Markham B. L. et Helder D. L., (2009). "Summary of Current Radiometric Calibration Coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI Sensors." *Remote Sensing of Environment*, vol. 113 (5), pp. 893–903.
- Chang C.-I., Wu C.-C., Liu W.-m. et Ouyang Y.-C., (2006). "A New Growing Method for Simplex-Based Endmember Extraction Algorithm." *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 44(10), pp. 2804–2819.
- .Chavez P.S., Sides S. C. et Anderson J. A., (1991). Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data: Landsat TM and SPOT Panchromatic, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 57(3), pp.265-303.
- Chapelle A., Lazure P. et Sochu P., (2001), "Modélisation Numérique Des Crises Anoxiques (malaïgues) Dans La Lagune de Thau (France)." *Oceanologica Acta*, vol. 24, Supplement 1 (February), pp. 87–97.
- Chevrel M., Courtois M. et Weill G., (1981). "The SPOT Satellite Remote Sensing Mission." *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 47 (August), pp. 1163–1171.
- Choi J., Yu K. et Kim Y., (2011), "A new adaptive component-substitution-based satellite image fusion by using partial replacement," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 49(1), pp. 295–309,
- Clus-Auby C., Paskoff R. et Verger F., (2005), "Impact Du Changement Climatique Sur Le Patrimoine Du Conservatoire Du Littoral." *Scénarios D'érosion et de Submersion, MEDD/ONERC, Conservatoire Du Littoral, Note Technique*, pp. 39.
- Curran P. J. et Steele C. M., (2005), "MERIS: The Re-branding of an Ocean Sensor." *International Journal of Remote Sensing*, vol. 26 (9), pp. 1781–1798.



- De Lathauwer L., De Moor B., Vandewalle J., (1994) Blind Source Separation by Higher-Order. "Singular Value Decomposition." In *Proc. EUSIPCO-94, Edinburgh, Scotland, UK*, vol.1, pp.175–178.
- Davio M., (1981), "Kronecker Products and Shuffle Algebra." *IEEE Trans. Comput.*, vol. 30 (2), pp. 116–125.
- Davis C. O., Kavanaugh M., Letelier R., Bissett W. P. et Kohler D., (2007). "Spatial and Spectral Resolution Considerations for Imaging Coastal Waters." In *Optical Engineering+ Applications*. International Society for Optics and Photonics.
- Desenclos J. C., (1996), "Epidémiologie des risques toxiques et infectieux liées à la consommation de coquillages." *Revue d'épidémiologie et de santé publique*, vol. 44 (5), pp. 437–454.
- Dousset B. et Gourmelon F., (2003), "Satellite Multi-Sensor Data Analysis of Urban Surface Temperatures and Landcover." *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 58 (1), pp. 43–54.
- Doxaran D., Froidefond J.-M., Lavender S. et Castaing P., (2002), "Spectral signature of highly turbid waters: Application with SPOT data to quantify suspended particulate matter concentrations.", *Journal of Remote sensing of Environment*, Elsevier, vol. 81 (1), pp. 149–161.
- Drusch M., Del Bello U., Carlier S., Colin O., Fernandez V., Gascon F., Hoersch B. et al., (2012), "Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services." *Remote Sensing of Environment*, The Sentinel Missions - New Opportunities for Science, vol. 120, pp. 25–36.
- Eismann M.T. et Hardie R.C., (2005), "Hyperspectral Resolution Enhancement Using High-Resolution Multispectral Imagery with Arbitrary Response Functions." *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 43 (3), pp. 455–465.
- Faure F., Coste P. et Kang G., (2008). "The GOCI Instrument on COMS Mission-The First Geostationary Ocean Color Imager." In *Proceedings of the International Conference on Space Optics (ICSO)*, pp. 14–17.
- Fukushima H., Toratani M., Yamamiya S. et Mitomi Y., (2000), "Atmospheric Correction Algorithms for ADEOS/OCTS Ocean Color Data: Performance Comparison Based on Ship and Buoy Measurements." *Advances in Space Research, Remote Sensing and Applications: Earth, Atmosphere and Oceans*, vol. 25 (5), pp. 1015–1024.
- Galeazzi C., Sacchetti A., Cisbani A. et Babini. G., (2008), "The PRISMA Program." In *Geoscience and Remote Sensing Symposium. IGARSS 2008. IEEE International*, vol. 4, pp. IV – 105–IV – 108.

- Gao F., Masek J., Schwaller M. et Hall F., (2006), "On the Blending of the Landsat and MODIS Surface Reflectance: Predicting Daily Landsat Surface Reflectance." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 44 (8), pp. 2207–2218.
- Garzelli A., Nencini F. et Capobianco L., (2008), "Optimal MMSE Pan Sharpening of Very High Resolution Multispectral Images." *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 46 (1), pp. 228–236.
- Giardino C., Candiani G., Bresciani M., Lee Z., Gagliano S. et Pepe M., (2012), "BOMBER: A Tool for Estimating Water Quality and Bottom Properties from Remote Sensing Images." *Computers & Geosciences*, vol. 45 (August), pp. 313–318.
- Gillespie A. R., Kahle A. B. et Walker R. E., (1986), "Color Enhancement of Highly Correlated Images. I. Decorrelation and HSI Contrast Stretches." *Remote Sensing of Environment*, vol. 20 (3), pp. 209–235.
- Gillespie A. R., Kahle A. B. et Walker R. E., (1987). "Color Enhancement of Highly Correlated Images. II. Channel Ratio and 'chromaticity' Transformation Techniques." *Remote Sensing of Environment*, vol. 22 (3), pp. 343–365.
- Gondzio J., (2013)., "Convergence Analysis of an Inexact Feasible Interior Point Method for Convex Quadratic Programming." *SIAM Journal on Optimization*, vol. 23 (3), pp. 1510–1527.
- Gordon H. R. (1990), "Radiometric Considerations for Ocean Color Remote Sensors." *Applied Optics*, vol. 29 (22), pp. 3228–3236.
- Gordon H. R., Brown O. B., Evans R. H., Brown J. W., Smith R. C., Baker K. S. et Clark D. K., (1988), "A Semianalytic Radiance Model of Ocean Color." *Journal of Geophysical Research*, vol. 93, pp. 10909–10924.
- Gruninger J., Ratkowski, A. J. et Hoke, M. L., (2004), The Sequential Maximum Angle Convex Cone (SMACC) endmember model. *Proceedings SPIE, Algorithms for Multispectral and Hyper-spectral and Ultraspectral Imagery*, vol. 5425, pp. 1–14.
- Haboudane D., Miller J. R., Tremblay N., Zarco-Tejada P. J. et Dextraze L., (2002), "Integrated Narrow-Band Vegetation Indices for Prediction of Crop Chlorophyll Content for Application to Precision Agriculture." *Remote Sensing of Environment*, vol. 81 (2–3), pp. 416–426.
- Hagan M.T. et Demuth H.B., (1999), "Neural Networks for Control." In *American Control Conference. Proceedings of the 1999*, vol. 3, pp. 1642–1656 .

- Hagolle O., Huc M., Pascual D. V. et Dedieu G., (2010), "A Multi-Temporal Method for Cloud Detection, Applied to FORMOSAT-2, VEN $\mu$ S, LANDSAT and SENTINEL-2 Images." *Remote Sensing of Environment*, vol. 114 (8), pp. 1747–1755.
- Hall D.L. et Llinas J. (1997), "An Introduction to Multisensor Data Fusion." *Proceedings of the IEEE*, vol. 85 (1), pp. 6–23.
- Hapke B., (1986), "Bidirectional Reflectance Spectroscopy : 4. The Extinction Coefficient and the Opposition Effect." *ICARUS*, vol. 67, pp. 264–280.
- Harshman R. A., (1970), "Foundations of the Parafac Procedure: Models and Conditions for an 'Explanatory' Multimodal Factor Analysis."
- Harshman R. A. et Lundy M. E., (1994), "PARAFAC: Parallel Factor Analysis." *Computational Statistics & Data Analysis*, vol. 18 (1), pp. 39–72.
- Hooker S. B., Firestone E. R. et Acker. G., (1995)., "SeaWiFS Technical Report Series." *NASA Technical Memorandum* 104566: 1–43.
- Hooker S. B. et McClain C. R., (2000), "The Calibration and Validation of SeaWiFS Data." *Progress in Oceanography*, vol. 45 (3), pp. 427–465.
- Hovis W. A., (1981), "The Nimbus-7 Coastal Zone Color Scanner (CZCS) Program." In *Oceanography from Space*, edited by J. F. R. Gower. Marine Science, Springer US, vol. 13, pp. 213–225.
- Huang B., Song H., Cui H., Peng J. et Xu Z., (2014). "Spatial and Spectral Image Fusion Using Sparse Matrix Factorization." *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 52 (3), pp. 1693–1704.
- Huemmrich K. F. (2001), "The GeoSail Model: A Simple Addition to the SAIL Model to Describe Discontinuous Canopy Reflectance." *Remote Sensing of Environment*, vol. 75 (3), pp. 423–431.
- Ifremer, Institut français de recherche pour l'exploitation de la mer, (1996). *La mer et les rejets urbains: colloque Bendor, 13-15 juin 1990*. Editions Quae.
- Irons J. R., Dwyer J. L. et Barsi J. A., (2012), "The next Landsat Satellite: The Landsat Data Continuity Mission." *Remote Sensing of Environment*, Landsat Legacy Special Issue, vol. 122 (July), pp. 11–21.

- Jacquemoud S., Bacour C., Poilvé H. et Frangi J. -P., (2000), "Comparison of Four Radiative Transfer Models to Simulate Plant Canopies Reflectance: Direct and Inverse Mode." *Remote Sensing of Environment*, vol. 74 (3), pp. 471–481.
- Jacquemoud S. et Baret F., (1990), "PROSPECT: A Model of Leaf Optical Properties Spectra." *Remote Sensing of Environment*, vol. 34 (2), pp. 75–91.
- Jay S., (2012), "Estimation et Détection En Imagerie Hyperspectrale: Application Aux Environnements Côtiers." Ecole Centrale Marseille.
- Jeong S., Jeong Y., Ryu D., Kim S., Cho S., Hong J., Kim S. W. et Youn H. S., (2009), "In-Orbit Imaging and Radiometric Performance Prediction for Flight Model Geostationary Ocean Color Imager." In , vol. 7452, pp. 74520F–74520F–12.
- Jia K. et Gong S., (2005), "Multi-Modal Tensor Face for Simultaneous Super-Resolution and Recognition." In *Computer Vision, 2005. ICCV 2005. Tenth IEEE International Conference on*, vol. 2, pp. 1683–1690.
- Jiang C., Zhang H., Shen H. et Zhang L., (2012). "A Practical Compressed Sensing-Based Pan-Sharpening Method." *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, vol. 9 (4), pp. 629–633.
- Jiang D., Zhuang D., Huang Y. et Fu J., (2011)., "Survey of Multispectral Image Fusion Techniques in Remote Sensing Applications."
- Kaimowitz D. et Angelsen A., (1998), *Economic Models of Tropical Deforestation: A Review*. CIFOR.
- Kawamura H., (1998). "OCTS Mission Overview." *Journal of Oceanography*, vol. 54 (5), pp. 383–399.
- Kopriva I. et Cichocki A., (2009), "Blind Multispectral Image Decomposition by 3D Nonnegative Tensor Factorization." *Optics Letters*, vol. 34 (14), pp. 2210–2012.
- Lam N. S. N. et Quattrochi D. A., (1992), "On the Issues of Scale, Resolution, and Fractal Analysis in the Mapping Sciences." *The Professional Geographer*, vol. 44 (1), pp. 88–98.
- Langville A., Meyer C. D., Albright R., Cox J. et Duling D., (2006), "Initializations for the nonnegative matrix factorization". *Proceedings of the Twelfth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 23-26

- Landais E. et Balent G., (1993), "Introduction À L'étude Des Systèmes D'élevage Extensif." *Etudes et Recherches Sur Les Systèmes Agraires et Le Développement INRA, Programme Agrotech*, pp. 13–32.
- Lee D.D., Seung H.S. et others., (1999). "Learning the Parts of Objects by Non-Negative Matrix Factorization." *Nature*, vol. 401 (6755), pp. 788–791.
- Lee Z. P., Carder K. L., Steward R. G., Peacock T. G., Davis C. O. et Patch J. S., (1998), "An Empirical Algorithm for Light Absorption by Ocean Water Based on Color." *Journal of Geophysical Research: Oceans*, pp. 103 (C12), pp. 27967–27978.
- Lee Z., Carder K. L., Mobley C. D., Steward Robert G. et Patch J. S., (1999), "Hyperspectral Remote Sensing for Shallow Waters: 2. Deriving Bottom Depths and Water Properties by Optimization." *Applied Optics*, vol. 38, pp. 3831–3843.
- Lei M., (2011), "Simulation D'images D'un Futur Imageur Multispectral Géostationnaire Dédié À La Couleur de L'eau : Étude de L'influence Des Angles D'observation et D'éclairement Sur La Luminance Mesurée et Sur L'erreur D'estimation En Chlorophylle". Université de Bourgogne.
- Lewis M. D., Gould R. W., Arnone R. A., Lyon P. E., Martinolich P. M., Vaughan R., Lawson A. et al., (2009), "The Hyperspectral Imager for the Coastal Ocean (HICO): Sensor and Data Processing Overview." In *OCEANS 2009, MTS/IEEE Biloxi - Marine Technology for Our Future: Global and Local Challenges*, pp. 1–9.
- Li S. et Yang B., (2011), "A New Pan-Sharpening Method Using a Compressed Sensing Technique." *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 49 (2), pp. 738–746.
- Licciardi G. A., Khan M. M., Chanussot J., Montanvert A., Condat L. et Jutten C., (2011), "Fusion of Hyperspectral and Panchromatic Images Using Multiresolution Analysis and Nonlinear PCA Band Reduction." In *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), In IEEE International*, pp. 1783–1786.
- Licciardi G. A., Murtaza Khan M., Chanussot J., Montanvert A., Condat L. et Jutten C., (2012), "Fusion of Hyperspectral and Panchromatic Images Using Multiresolution Analysis and Nonlinear PCA Band Reduction." *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing* vol. 2012 (1), pp. 1–17.
- Licciardi G. A., Veganzones M. A., Simoes M., Bioucas-Dias J. M., Chanussot J., and others., (2014), "Super-Resolution of Hyperspectral Images Using Local Spectral Unmixing." In *Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), 7th International IEEE Workshop on*.

- Lillesand T. M., Kiefer R. W., Chipman J. W. et others., (2004), *Remote Sensing and Image Interpretation*. John Wiley & Sons Ltd. Ed., vol. 5.
- Liu J. G., (2000), "Smoothing Filter Based Intensity Modulation: A spectral preserve image fusion technique for improving spatial details," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 21(18), pp. 3461–3472.
- Liu D. et Boufounos P. T., (2014), *Method for Pan-Sharpening Panchromatic and Multispectral Images Using Wavelet Dictionaries*. Google Patents.
- Lopez E., (2009). "Conservatoire Du Littoral: Bords de Mer À L'abri." *Continuité*, vol. 121, pp. 43–46.
- Lordache M-D., Bioucas-Dias J. M. et Plaza A.,(2011), "Sparse unmixing of hyperspectral data," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 49(6), pp. 2014–2039.
- Mallat S. G., (1989), "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation." *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11 (7), pp. 674–693.
- Mangin A. et Fanton d'Andon O., (2012) Sentinel-2 Preparatory Symposium – 23/27.
- Manolakis D., Marden D. et Shaw G. A., (2003).,"Hyperspectral Image Processing for Automatic Target Detection Applications." *Lincoln Laboratory Journal*,vol.14 (1), pp. 79–116.
- Maritorena S., Morel A. et Gentili B., (1994), "Diffuse Reflectance of Oceanic Shallow Waters: Influence of Water Depth and Bottom Albedo", *Limnology and Oceanography*, vol.39, pp.1689-1703.
- Maritorena S., Siegel D. et Peterson A. R., (2002), " Optimization of a semianalytical ocean color model for global-scale applications", *Applied Optics*, vol.41 (15), pp.2705.
- Martimor P., Arino O., Berger M., Biasutti R., Carnicero B., Del Bello U., Fernandez V. et al., (2007), "Sentinel-2 Optical High Resolution Mission for GMES Operational Services." In *Geoscience and Remote Sensing Symposium. IGARSS 2007. IEEE International*, pp. 2677–2680.
- Metwalli M. R., Nasr A. H., Faragallah O. S., El-Rabaie El-S. M., Abbas A. M., Alshebeili S. A, et Abd El-Samie F. E., (2014). "Efficient Pan-Sharpening of Satellite Images with the Contourlet Transform." *International Journal of Remote Sensing*,vol. 35 (5), pp. 1979–2002.

- Michel S., Gamet P. et Lefevre-Fonollosa M.-J., (2011), "HYPXIM 2014; A Hyperspectral Satellite Defined for Science, Security and Defence Users." In *3rd Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*, pp. 1–4.
- Mika A. M., (1997). "Three Decades of Landsat Instruments." *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol.63 (7), pp. 839–852.
- Minghelli A., (1999), "Apport et Perspectives de L'imagerie Hyperspectrale Pour La Télédétection Des Paysages Naturels et Agricoles", Thèse de Doctorat, Université de Nice.
- Minghelli-Roman A., Mangolini M., Petit M. et Polidori L.,(2001)., "Spatial Resolution Improvement of MeRIS Images by Fusion with TM Images: Analysis of Hyperspectral Image Data." *IEEE Transactions on Geoscience and RemoteSensing*,vol.39 (7), pp. 1533–1536.
- Minghelli-Roman A., Polidori L., Mathieu-Blanc S., Loubersac L. et Cauneau F., (2006), "Spatial resolution improvement by merging meris-etm images for coastal water monitoring." In *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 3 (2), pp. 227–231.
- Mobley C. D. et Sundman L. K., (2001), *Hydrolight 4.2 Technical Documentation*. Redmond, WA, Sequoia Scientific.
- Moksness E., Dahl E. et Støttrup J., (2009), *Integrated Coastal Zone Management*. John Wiley & Sons.
- Montes M. J., Gao B.-C. et Davis C. O., (2004), *NRL Atmospheric Correction Algorithms for Oceans: Tafkaa User's Guide*.
- Morel A., (1988), "Optical Modeling of the Upper Ocean in Relation to Its Biogenous Matter Content (case I Waters)." *Journal of Geophysical Research: Oceans (1978–2012)*, vol. 93 (C9), pp. 10749–10768.
- Morel A. et Prieur L., (1977), "Analysis of Variations in Ocean Color." *Limnology and Oceanography*, vol. 22, pp. 709–722.
- Mørup M., Hansen L. K. et Arnfred S. M., (2008), "Algorithms for Sparse Nonnegative Tucker Decompositions." *Neural Comput.*, vol. 20 (8), pp. 2112–2131.
- Murakami T. et Kroonenberg P. M., (2003), "Three-Mode Models and Individual Differences in Semantic Differential Data." *Multivariate Behavioral Research*, vol. 38 (2), pp. 247–283.

- Muzuka A. N. N. et Shunula J. P., (2006), "Stable Isotope Compositions of Organic Carbon and Nitrogen of Two Mangrove Stands along the Tanzanian Coastal Zone." *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, vol. 66 (3–4), pp. 447–458.
- Nascimento J. et Dias J., (2005)., "Vertex Component Analysis: A Fast Algorithm to Unmix Hyperspectral Data." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 43 (4), pp. 898–910.
- Neeck S. P., Magner T. J. et Paules G. E., (2005), "NASA's Small Satellite Missions for Earth Observation." *Acta Astronautica*, vol. 56 (1), pp. 187–192.
- Nieke J., Schwarzer H. H., Neumann A. et Zimmermann G., (1997), "Imaging Spaceborne and Airborne Sensor Systems in the Beginning of the next Century." In , vol. 3221, pp. 581–592.
- Omrane I. B.-B., El Bour M., El Mejri S., Bjaoui B., Mraouna R., Harzallah A. et Boudabous A., (2009), "Étude de l'influence des facteurs environnementaux sur la distribution de différentes populations bactériennes dans une station mytilicole de la lagune de Bizerte (Nord-Tunisie)." *Revue des sciences de l'eau*, pp. 22 (1), pp. 79.
- O'Reilly J. E., Maritorena S., Mitchell B. G., Siegel D. A., Carder K. L., Garver S. A., Kahru M. et McClain C., (1998), "Ocean color chlorophyll algorithms for SeaWiFS", *J. Geophys. Res.*, vol. 103, pp. 24937–24953.
- Padwick C., Deskevich M., Pacifici F. et Smallwood S., (2010), "WorldView-2 Pan-Sharpening." *Proc. American Society for Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 13.
- Paskoff R., (2010), *Les littoraux: Impact des aménagements sur leur évolution*. Armand Colin.
- Pellemans A. H. J. M., Jordans R. W. L. et Allewijn R., (1993). "Merging Multispectral and Panchromatic SPOT Images with Respect to the Radiometric Properties of the Sensor." *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 59 (1), pp. 81–87.
- Penna N., Rinaldi A., Montanari G., Di Paolo A. et Penna A., (1993), "Mucilaginous Masses in the Adriatic Sea in the Summer of 1989." *Water Research*, vol. 27 (12), pp. 1767–1771.
- Penrose R., (1955), "A Generalized Inverse for Matrices." In *Mathematical Proceedings of the Cambridge Philosophical Society*, Cambridge Univ Press, vol. 51, pp. 406–13..
- Pirazolli P. A., (2000), "Surges, Atmospheric Pressure and Wind Change and Flooding Probability on the Atlantic Coast of France." *Oceanologica Acta*, vol. 23 (6), pp. 643–661.



- Pohl C. et Van Genderen J. L., (1998), "Review Article Multisensor Image Fusion in Remote Sensing: Concepts, Methods and Applications." *International Journal of Remote Sensing*, vol. 19 (5), pp. 823–854.
- Rajabi R. et Ghassemian H., (2012), "Unmixing of Hyperspectral Data Using Robust Statistics-Based NMF." *Telecommunications (IST)*, Sixth International Symposium on, pp. 1157-1160.
- Ranchin T. et Wald L., (2000a), "Fusion of high spatial and spectral resolution images: the ARSIS concept and its implementation", *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 66(1), pp. 49-61.
- Ranchin T. et Wald L., (2000b), "Comparison of different algorithms for the improvement of the spatial resolution of images", In: Ranchin, T., Wald, L. (Eds.), *Proceedings of the third conference "Fusion of Earth data: merging point measurements, raster maps and remotely sensed images"*, Sophia Antipolis, France, January 26-28. SEE/URISCA, Nice, France, pp. 33-41.
- Ranchin T., Aiazzi B., Alparone L., Baronti S. et Wald L., (2003), "Image Fusion—the ARSIS Concept and Some Successful Implementation Schemes." *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 58 (1-2), pp. 4–18.
- Raptis V. S., Vaughan R. A., Ranchin T. et Wald, L., (1998), "Assessment of different data fusion methods for the classification of an urban environment", In: Ranchin, T., Wald, L. (Eds.), *Proceedings of the second conference "Fusion of Earth data: merging point measurements, raster maps and remotely sensed images"*, Sophia Antipolis, France, January 28-30. SEE/URISCA, Nice, France, pp. 167-182.
- Rico-Amoros A. M., Olcina-Cantos J. et Sauri D., (2009). "Tourist Land Use Patterns and Water Demand: Evidence from the Western Mediterranean." *Land Use Policy*, vol. 26 (2), pp. 493–501.
- Rubinstein R., Bruckstein A. et Elad M., (2010) "Dictionaries for sparse representation modeling," *Proc. IEEE*, vol. 98(6), pp. 1045–1057.
- Ryu J.-H., Han H.-J., Cho S., Park Y.-J. et Ahn Y.-H., (2012), "Overview of Geostationary Ocean Color Imager (GOCI) and GOCI Data Processing System (GDPS)." *Ocean Science Journal*, vol. 47 (3), pp. 223–233.
- Saeedi J. et Faez K., (2011), "A New Pan-Sharpening Method Using Multiobjective Particle Swarm Optimization and the Shiftable Contourlet Transform." *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 66(3), pp. 365–381.

- Sandridge J. C. et Holyer R. J., (1998), "Coastal Bathymetry from Hyperspectral Observations of Water Radiance." *Remote Sensing of Environment*, vol. 65 (3), pp. 341–352.
- Sang B., Schubert J., Kaiser S., Mogulsky V., Neumann C., Förster K.-P., Hofer S. et al., (2008), "The EnMAP Hyperspectral Imaging Spectrometer: Instrument Concept, Calibration, and Technologies." In , vol. 7086, pp. 708605–708605.
- Sasaki Y. F., Izumiyama F., Nishidate E., Ishibashi S., Tsuda S., Matsusaka N., Asano N., Saotome K., Sofuni T. et Hayashi M., (1997), "Detection of Genotoxicity of Polluted Sea Water Using Shellfish and the Alkaline Single-Cell Gel Electrophoresis (SCE) Assay: A Preliminary Study." *Mutation Research/Genetic Toxicology and Environmental Mutagenesis*, vol. 393 (1–2), pp. 133–139.
- Schueler C. F., Clement J. E., Ardanuy P. E., Welsch C., DeLuccia F. et Swenson H., (2002), "NPOESS VIIRS Sensor Design Overview." In , vol. 4483, pp. 11–23.
- Sellner K. G., Doucette G. J. et Kirkpatrick G. J., (2003), "Harmful Algal Blooms: Causes, Impacts and Detection." *Journal of Industrial Microbiology and Biotechnology*, vol. 30 (7), pp. 383–406.
- Shettigara V. K., (1992), "A Generalized Component Substitution Technique for Spatial Enhancement of Multispectral Images Using a Higher Resolution Data Set." *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 58 (5), pp. 561–567.
- Shah V. P., Younan N. H. et King R. L., (2008), "An Efficient Pan-Sharpening Method via a Combined Adaptive PCA Approach and Contourlets." *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 46 (5), pp. 1323–1335.
- Shi W., Zhu C., Tian Y. et Nichol J., (2005), "Wavelet-Based Image Fusion and Quality Assessment." *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 6 (3), pp. 241–251.
- Smaragdis P. et Brown J.C., (2003), "Non-Negative Matrix Factorization for Polyphonic Music Transcription." In *Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics, 2003 IEEE Workshop On*, pp. 177–180.
- Smith A.R., (1978), "Color Gamut Transform Pairs." In *ACM Siggraph Computer Graphics*, ACM, vol. 12, pp. 12–19.
- Sylla D., Minghelli-Roman A., Blanc P., Mangin A. et Fanton d'Andon O. H., (2013). "Fusion of Multispectral Images by Extension of the Pan-Sharpening ARSIS Method.", *Journal of Selected Topic in applied Earth observations and remote Sensing*, vol. 7 , pp. 1781 - 1791

- Tanré D., Deroo C., Duhaut P., Herman M., Morcrette J. J., Perbos J. et Deschamps P. Y., (1990), "Technical Note Description of a Computer Code to Simulate the Satellite Signal in the Solar Spectrum: The 5S Code." *International Journal of Remote Sensing*, vol. 11 (4), pp. 659–668.
- Terretaz P., (1997), "Comparison of different methods to merge SPOT P and XS data: Evaluation in an urban area", In: Gudmansen, P. (Ed.), *Proceedings of 17th Symposium of EARSeL "Future trends in remote sensing"*, Lyngby, Denmark, 17-20 June. A. A. Balkema, Rotterdam, pp. 435-445.
- Thomas C. et Wald L., (2004), "Assessment of the quality of fused products," in *Proc. 24th EARSeLSymp. New Strategies for Eur. Remote Sens.*, Dubrovnik, Croatia, Oluic, Ed. Rotterdam, The Netherlands: Millpress, pp. 317–325.
- Thomas C., Ranchin T., Wald L. et Chanussot J., (2008), "Synthesis of Multispectral Images to High Spatial Resolution: A Critical Review of Fusion Methods Based on Remote Sensing Physics." *Geoscience and RemoteSensing, IEEE Transactions on*, vol. 46 (5), pp. 1301–1312.
- Thomas C., (2006), "Fusion D'images de Résolutions Spatiales Différentes". École Nationale Supérieure des Mines de Paris.
- Tu T.M., Su S. C., Shyu H. C. et Huang P.S., (2001). "A new look at IHS-like image fusion methods", *Information Fusion*, vol. 2, pp.177-186
- Tu T.M., Huang P.S., Hung C. L. et Chang C. P., (2004). "A fast intensity-hue-saturation technique with spectral adjustment for Ikonos imagery", *IEEE Geosciences and Remote-Sensing Letters*, vol. 1(4), pp. 309-312.
- Tucker L., (1966), "Some Mathematical Notes on Three-Mode Factor Analysis." *Psychometrika*, pp. 279–311.
- Vane G., Green R. O., Chrien T. G., Enmark H. T., Hansen E. G. et Porter W. M., (1993), "The Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS)," *Remote Sens. Environ.*, vol. 44 (2/3), pp. 127–143.
- Vasilescu M. A. O. et Terzopoulos D., (2002), "Multilinear Analysis of Image Ensembles: Tensorfaces." In *Computer Vision—ECCV 2002*, pp. 447–460.
- Verhoef W. et Bach H., (2003), "Simulation of Hyperspectral and Directional Radiance Images Using Coupled Biophysical and Atmospheric Radiative Transfer Models." *Remote Sensing of Environment*, vol. 87, pp. 23–41.

- Verrelst J., Muñoz J., Alonso L., Delegido J., Rivera J. P., Camps-Valls G. et Moreno J., (2012), "Machine Learning Regression Algorithms for Biophysical Parameter Retrieval: Opportunities for Sentinel-2 and -3." *Remote Sensing of Environment*, vol. 118 (March), pp. 127–139.
- Vivone G., Restaino R., Dalla Mura M., Licciardi G. et Chanussot J., (2014a) "Contrast and error-based fusion schemes for multispectral image pansharpening," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 11(5), pp. 930–934.
- Vivone G., Alparone L., Chanussot J., Dalla Mura M., Garzelli A., Licciardi G., Restaino R., Wald L., and others.,(2014b), "A Critical Comparison of Pansharpening Algorithms." *Proceedings IGARSS*, pp. 191–194.
- Vrabel J., (1996), "Multispectral Imagery Band Sharpening Study." *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 62 (9), pp. 1075–1084.
- Wald L., Ranchin T. et Mangolini M., (1997). "Fusion of satellite images of different spatial resolutions: Assessing the quality of resulting images", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 63(6), pp.691-699.
- Wald L.,(1999), "Some Terms of Reference in Data Fusion." *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, vol.37 (3), pp. 1190–1193.
- Wald L., (2002), *Data Fusion: Definitions and Architectures: Fusion of Images of Different Spatial Resolutions*. Presses des MINES.
- Wang H. et Ahuja N., (2008), "A Tensor Approximation Approach to Dimensionality Reduction." *International Journal of Computer Vision*, vol. 76 (3), pp. 217–229.
- Winter M. E. (1999), "N-FINDR: An Algorithm for Fast Autonomous Spectral End-Member Determination in Hyperspectral Data." In , vol. 3753, pp. 266–275.
- Xu H. K., (2003), "An Iterative Approach to Quadratic Optimization." *Journal of Optimization Theory and Applications*, vol. 116 (3), pp. 659–678.
- Yang W., Cauneau F., Paris J.-P. et Ranchin T., (2000), "Influence of landscape changes on the results of the fusion of P and XS images by different methods", In: Ranchin, T., Wald, L. (Eds.), *Proceedings of the third conference "Fusion of Earth data: merging point measurements, raster maps and remotely sensed images"*, Sophia Antipolis, France, January 26-28. SEE/URISCA, Nice, France, pp. 47-56.

- Yocky D. A., (1996), "Multiresolution Wavelet Decomposition I Me Merger of Landsat Thematic Mapper and SPOT Panchromatic Data." *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 62 (9), pp. 1067–1074.
- Yokoya N., Mayumi N. et Iwasaki A., (2013), "Cross-Calibration for Data Fusion of EO-1/Hyperion and Terra/ASTER." *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 6 (2), pp. 419–426.
- Yokoya N., Yairi T. et Iwasaki A., (2011a), "Hyperspectral, multispectral and panchromatic data fusion based on coupled non-negative matrix factorization," in IEEE 3rd Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), pp. 1–4.
- Yokoya N., Yairi T., et Iwasaki A., (2011b), "Coupled non-negative matrix factorization unmixing for hyperspectral and multispectral data fusion." In IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, pp. 1–10.
- Zhang Y.,(2004). "Understanding Image Fusion." *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*,vol.70 (6), pp. 657–661.
- Zhang Z., Shi Z. et An Z.,(2013),"Hyperspectral and Panchromatic Image Fusion Using Unmixing-Based Constrained Nonnegative Matrix Factorization." *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*,vol.124 (13), pp. 1601–1608.
- Zaninetti J.-M., (2006), "L'urbanisation du littoral en France." *Population &Avenir*, vol. 677 (2), pp. 4–8.
- Zhao P., Liu L., Lu D. et Du H.,(2014),"A Comparative Analysis of Data Fusion Techniques Based on Landsat TM and ALOS PALSAR Data." In *Earth Observation and Remote Sensing Applications (EORSA), 3rd International Workshop on*, pp.136–139.
- Zhou J., Civco D. L. et Silander J. A., (1998), "A Wavelet Transform Method to Merge Landsat TM and SPOT Panchromatic Data." *International Journal of Remote Sensing*, vol. 19 (4), pp. 743–757.
- Zhu X. et Bamler R., (2013). "A Sparse Image Fusion Algorithm with Application to Pan-Sharpener." *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*,vol. 51 (5), pp. 2827–2836.
- Zhukov B., Oertel D., Lanzl F. et Reinhackel G., (1999), "Unmixing-Based Multisensor Multiresolution Image Fusion." *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 37 (3), pp. 1212–1226.

- Zimmermann G., Neumann A., Suemnich K.-H. et Schwarzer H. H., (1993), "MOS/PRIRODA: An Imaging VIS/NIR Spectrometer for Ocean Remote Sensing." In *Optical Engineering and Photonics in Aerospace Sensing*, pp. 201-206.
- Zurita-Milla R., Clevers J. G. P. W. et Schaepman M. E., (2008), "Unmixing-Based Landsat TM and MERIS FR Data Fusion." *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 5 (3), pp. 453–457.
- Zurita-Milla R., Kaiser G., Clevers J. G. P. W., Schneider W. et Schaepman M. E., (2009) "Downscaling time series of MeRIS full resolution data to monitor vegetation seasonal dynamics," *Remote Sens. Environ.*, vol. 113(9), pp. 1874–1885.



## Table des figures

Figure 1 : <i>Problématiques en zones côtières</i> .....	19
Figure 2: <i>Grandeurs physiques déterminant la résolution spatiale</i> .....	24
Figure 3: <i>Image de télédétection de différentes résolutions, de haut en bas 450, 300 et 30 m</i> ..	28
Figure 4 : <i>Spectre d'une surface d'eau acquise avec un capteur hyperspectral (HICO, 87 bandes, figure a) et avec un capteur multispectral (MERIS, 15 bandes, figure b).</i> .....	29
Figure 5 : <i>Classification entre les eaux océaniques du Cas 1 et Cas 2</i> .....	33
Figure 6 : <i>Paramètres influant sur la réflectance de surface</i> .....	35
Figure 7 : <i>Variation de la réflectance <math>R</math> (<math>sr^{-1}</math>) en fonction de (a) la concentration en chlorophylle (<math>chl</math> en <math>mg/m^3</math>), (b) des matières en suspension (<math>MES</math> en <math>g/m^3</math>), et (c) des substances jaunes (<math>CDOM</math> en <math>m^{-1}</math>).</i> .....	36
Figure 8 : <i>Variation de la réflectance <math>R</math> (<math>sr^{-1}</math>) (a) en fonction de la profondeur <math>z</math> (en m) et (b) du type de fond (<math>z = 2</math> m)</i> .....	37
Figure 9 : <i>Bandes spectrales de MSI (Sentinel-2)</i> .....	45
Figure 10 : <i>Démarche suivie pour les phases de simulation, fusion et validation</i> .....	50
Figure 11 : <i>Schéma de simulation par modélisation</i> .....	52
Figure 12 : <i>Carte Google sur l'étang de Thau (France)</i> .....	57
Figure 13 : <i>Carte bathymétrique du golfe du Lion (Ifremer)</i> .....	58
Figure 14 : <i>Composition colorée de l'image HICO (a) spectres extraits de l'image sur la terre (b) et sur l'eau (c)</i> .....	59
Figure 15: <i>Réponses spectrales de HICO et de MSI (Sentinel-2) dans le visible</i> .....	61
Figure 16: <i>Réponses spectrales de HICO et d'OLCI (Sentinel-3) dans le visible</i> .....	62
Figure 17: <i>Images simulées à partir de l'image HICO : (a) composition colorée des bandes 3, 6 et 11 d'OLCI (300m), (b) composition colorée des bandes 1, 3 et 5 de MSI (60 m)</i> .....	66
Figure 18 : <i>Différents schémas de validation pour analyser les performances de méthodes de fusion (a-propriété de cohérence adaptée, b-propriété de synthèse)</i> .....	68
Figure 19 : <i>Images simulées OLCI, bandes 3, 6, 11 (300 m), MSI, bandes 1, 3, 5 (60 m) et Référence, bandes 3, 6, 11 (60 m)</i> .....	69
Figure 20 : <i>Schéma global de la simulation, fusion et validation</i> .....	71
Figure 21 : <i>Concept ARSIS</i> .....	78
Figure 22 : <i>Schéma de la Technique Multi-résolutions Multi-capteurs (MMT)</i> .....	79



Figure 23 : Schéma d'une des approches ARSIS.....	83
Figure 24 : Réponses spectrales des capteurs OLCI (Sentinel-3) MSI (Sentinel-2).....	85
Figure 25 : Pixels pur et pixels mixtes .....	88
Figure 26 : Décomposition sous forme matricielle : une image hyper ou multispectrale peut être décomposées en une matrice de « endmembers » et une matrice d'abondance.....	89
Figure 27 : CNMF décompose alternativement les images hyperspectrale et multispectrale en utilisant les NMF.....	93
Figure 28 : La méthode CNTF décompose alternativement les tenseurs selon la décomposition de Tucker .....	102
Figure 29 : Délais maximum entre 2 passages MSI et OLCI (figure fournie par l'Agence Spatiale Européenne). .....	111
Figure 30 : (a) Composition colorée de l'image de référence (bandes 3, 6 et 11), et les images issues de la fusion avec les différentes méthodes ARSIS (b), CNMF (c), Tenseur (d) et Inversion (e).....	120
Figure 31 : Différence en valeur absolue entre l'image de référence et les images de fusion pour la bande à 560 nm, de gauche à droite : ARSIS (a), CNMF (b), Tenseur (c) et Inversion (d)...	121
Figure 32 : Profils spectraux sur différentes zones : végétation (a), ville (b), étang (c), bordure côtière (d) et large (e). .....	123
Figure 33 : Cartes d'estimation par inversion du modèle de Lee: (a) représente la chlorophylle ( $\text{mg}/\text{m}^3$ ), (b) les matières minérales en suspension ( $\text{g}/\text{m}^3$ ), (c) les substances jaunes/Cdom ( $\text{m}^{-1}$ ) et (d) la bathymétrie (m). .....	126
Figure 34 : Bathymétrie dans l'étang de Thau fournie par l'Ifremer.....	128
Figure 35 : Réponses spectrales d'ETM et MERIS.....	130
Figure 36 : (a) Composition colorée MERIS (bandes 1, 5 et 10), (b) Composition colorée ETM (bandes 1, 2 et 3), (c), (d), (e) et (f) images résultant de la fusion avec la méthode dérivée d'ARSIS, CNMF, Tenseurs et Inversion et MMT. (g, h, i, j, k et l) représentent les zooms correspondant au cadre rouge. ....	132
Figure 37: Spectre des endmembers après initialisation avec la méthode VCA.....	137
Figure 38: Courbes de convergence de la méthode CNMF sur l'image OLCI (a) et sur l'image MSI (b) .....	138
Figure 39 : Optimisation des endmembers avec la méthode CNMF .....	139
Figure 40 : Optimisation des endmembers avec la méthode Tenseur .....	140
Figure 41 : Courbes de convergence de la méthode Tenseur (OLCI et MSI).....	141

## Table des tableaux

Tableau 1: <i>Ordre de grandeur des résolutions optimales</i> .....	32
Tableau 2 : <i>Caractéristiques des capteurs dédiés à la couleur de l'eau</i> .....	39
Tableau 3 : <i>Caractéristiques des capteurs multispectraux à haute résolution spatiale</i> .....	42
Tableau 4: <i>Caractéristiques de MSI (Sentinel-2)</i> .....	45
Tableau 5 : <i>Caractéristiques d'OLCI (Sentinel-3)</i> .....	46
Tableau 6 : <i>Caractéristiques du capteur HICO</i> .....	56
Tableau 7 : <i>Matrice de corrélation entre les bandes MSI et les bandes OLCI</i> .....	86
Tableau 8 : <i>Paramètres statistiques pour l'évaluation de la qualité des images de fusion.</i> .....	116
Tableau 9 : <i>Paramètres statistiques avec les meilleurs résultats sur toute l'image en noir gras, sur la terre en vert et sur l'eau en bleu.</i> .....	124
Tableau 10 : <i>Erreur Quadratique Moyenne entre les cartes issues de la référence et les carte issues des méthodes de fusion (meilleurs résultats en gras)</i> .....	127
Tableau 11 : <i>Temps de calcul des différentes méthodes de fusion sur les images simulées</i> ...	129
Tableau 12 : <i>Matrice de corrélation entre les bandes MERIS et ETM</i> .....	131
Tableau 13 : <i>Paramètres statistiques de l'erreur comparé à l'image MERIS (meilleurs résultats en gras) et à l'image ETM (meilleurs résultats soulignés)</i> .....	134
Tableau 14 : <i>Paramètres Statistiques sur la terre et l'eau comparé à l'image MERIS de départ (meilleurs résultats sur l'eau en gras, meilleurs résultats sur la terre soulignés)</i> .....	134



## **Annexe : Article publié**



# Fusion of Multispectral Images by Extension of the Pan-Sharpening ARSIS Method

Diogone Sylla, Audrey Minghelli-Roman, Philippe Blanc, Antoine Mangin, and Odile Hembise Fanton d'Andon

**Abstract**—Some remote sensing applications, like coastal zone monitoring, require images having at the same time a high spatial, spectral, and temporal resolution. However, for the moment, no sensor provides these three characteristics at once. The medium resolution imaging spectrometer (MERIS) sensor combines high spectral resolution (15 bands) and low spatial resolution (300 m), whereas the enhanced thematic mapper (ETM) sensor combines reverse characteristics. The main objective of this work is to extend the pan-sharpening ARSIS method to the fusion of two multispectral images and to compare it with two other existing methods: the couple non-negative matrix factorization (CNMF) and a multisensor and multiresolution technique (). We then apply these three different methods to two sets of MERIS and ETM data: a synthetic set created from a Hyperion image in order to provide the reference image that would be acquired by a perfect sensor for validation, and a real set composed by MERIS and ETM co-registered images. The results showed that the ARSIS method extended to the fusion of two multispectral images provides better statistical and visual results than the two other methods, on both synthetic and real datasets, and it is better adapted to water than to land applications.

**Index Terms**—improvement of spatial resolution by the structure injection (ARSIS), couple non-negative matrix factorization (CNMF), coastal zones monitoring, fusion, hyperion, Landsat enhanced thematic mapper (ETM), multisensor and multiresolution technique (), the medium resolution imaging spectrometer (MERIS).

## I. INTRODUCTION

**I**N coastal zones, the main issues are pollution (decrease of water quality), erosion, mudding flooding, eutrophication, and degradation of habitats often due to human activities. These phenomena can affect only some parts of the spectrum, can be located in a very small area, and can occur very quickly without any predictive event. At the moment, no sensor provides at once a sufficient spatial, spectral, and temporal resolution to be able to detect perfectly and survey all these phenomena. For example, the medium resolution imaging spectrometer (MERIS) collected images in the visible spectrum (15

bands for 300 m of spatial resolution) with a spatial resolution adapted to ocean color monitoring but more limited in the case of coastal survey. On the other hand, the enhanced thematic mapper (ETM) sensor on Landsat provides images suitable for coastal water monitoring thanks to its good resolution (30 m), but its spectral sensitivity is limited for pollution detection. Merging the images of these two sensors should allow to combine MERIS spectral and temporal information with ETM spatial information into a single product called “resulting fusion image,” which should improve the scene interpretation. Once the resulting fusion image is obtained, some marine applications such as seabed mapping [1], bathymetric estimation [2], or water component mapping (Chlorophyll, suspended matter and yellow substance) in inland water can be performed using the optimization of the reflectance model developed by Lee *et al.* [3], for instance.

The MERIS sensor has been out of order since April 2012, but a similar sensor called ocean and land color instrument (OLCI) is scheduled to be launched in 2014. The methods and results presented thereafter will be able to be extended to this new sensor, whose images are not yet available.

Several methods of fusion have been proposed in the literature over the last couple of years. They have been merely dedicated to sharpen a multispectral image using the spatial information provided by a panchromatic image: the pan-sharpening methods. These methods can be classified into three groups: 1) the projection and substitution methods, 2) the relative spectral contribution methods, and 3) the multiresolution methods [4], [5]. A comparison between them was operated [6], and one of the best methods, able to preserve the best characteristics of the input data, was the improvement of spatial resolution by the structure injection (ARSIS, from its French acronym Amélioration de la Résolution Spatiale par Injection de Structures) method [7], which uses a multiresolution analysis approach and, for instance, the wavelet transform. A few years ago, Cetin and Musaoglu [8] showed that it was possible to carry out a fusion process between a hyperspectral image and a high spatial resolution panchromatic image using the discrete wavelet transform (DWT).

Most pan-sharpening methods do not easily extend to high-dimensional data [9]. Apart from these methods, Licciardi *et al.* [10] presented a method based on a nonlinear principal component analysis (NLPCA) given by an auto associative neural network (AANN) [11], which allows a dimension reduction of the hyperspectral image, which is further fused with the panchromatic image. Moeller *et al.* [12] present a method called variational wavelet pan-sharpening (VWP), which allows to improve the spatial resolution of a multispectral image, while maintaining the spectral information present in the original

Manuscript received February 21, 2013; revised May 14, 2013; accepted May 23, 2013. This work was supported by the French Regional council “Provence Alpes Côte d’Azur.”

D. Sylla and A. Minghelli-Roman are with the LSIS, Université du Sud de Toulon-Var, La Garde 83957, France (e-mail: Diogone.Sylla@univ-tln.fr; Audrey.Roman@univ-tln.fr).

P. Blanc is with Mines-Paritech, Sophia Antipolis 06904, France (e-mail: Philippe.Blanc@mines-paritech.fr).

A. Mangin and O. Hembise Fanton d’Andon are with Groupe ACRI, Sophia-Antipolis 06904, France (e-mail: Antoine.Mangin@acri-st.fr; Oha@acri-st.fr).

Color versions of one or more of the figures in this paper are available online at <http://ieeexplore.ieee.org>.

Digital Object Identifier 10.1109/JSTARS.2013.2271911

data. Their method is better suited for hyperspectral image sharpening, compared with other pan-sharpening standard techniques [9].

Apart from the pan-sharpening methods, some multispectral and hyperspectral image fusion methods have been developed. The first algorithm for fusion between a hyperspectral and a multispectral images, introduced by Gomez *et al.* [13] and Zhang *et al.* [14], was a wavelet-based technique derived from the pan-sharpening approach. Most recently, Yokoya *et al.* [15] developed a method called the coupled nonnegative matrix factorization (CNMF) in order to fuse hyperspectral and multispectral images based on the decomposition of the input data in order to obtain an endmember's spectra matrix from the hyperspectral input and an abundance matrix from the multispectral image. Even if this method is well known to be time consuming, it is more efficient than the maximum *a posteriori* (MAP) method using a Stochastic mixing model (SMM) [16]. Most of the methods developed up to now discussed the fusion between a panchromatic and a multispectral images or between a panchromatic and a hyperspectral images. Indeed, there are very few methods available in the literature for the fusion of two multispectral images; we can cite among them Minghelli-Roman *et al.* [17], [18] who implemented a method in order to merge two multispectral images on coastal waters. Their method of fusion called the multisensor and multiresolution technique (MMT) was inspired from Zhukov *et al.* [19], and it was performed to sharpen a MERIS image using the spatial information from an ETM image. Zurita-Milla *et al.* [20] have also implemented the method for an unmixing-based Landsat TM and MERIS data fusion.

In this paper, we adapt the existing pan-sharpening method named ARSIS [7] to the multispectral images fusion, and we compare it to the CNMF [16] and to the method [19].

For the global quality assessment of the resulting fusion image from each method, we compared them with a reference image, by means of statistical parameters such as the relative absolute squared error (RASE), the relative adimensional global error in synthesis (ERGAS), the spectral angle mapper (SAM), the correlation coefficient (CC), the standard deviation (SD), the relative bias (RB), and the universal image quality index (UIQI).

For validation purposes, a synthesized dataset was generated to compare the resulting images with a reference image. This latter is an image that would be acquired by a perfect sensor, but the methods were also compared on a real dataset to confirm the results.

The paper is structured as follows. Section II presents the three different compared methods, as well as the two input datasets. Section III presents the results obtained, and finally the discussion and the conclusion are given in the last two sections.

## II. METHODOLOGY AND DATA

### A. Methodology

The objective of our work is to merge a high spectral resolution image ( $X \in R^{\lambda_x \times L_x}$ ) with a high spatial resolution image ( $Y \in R^{\lambda_y \times L_y}$ ) to obtain the fusion resulting image: a high spatial

and spectral resolution image ( $Z \in R^{\lambda_x \times L_y}$ ), where  $\lambda_x$  and  $\lambda_y$  denote the number of spectral bands ( $\lambda_x > \lambda_y$ ) and  $L_x$  and  $L_y$  the number of pixels ( $L_x < L_y$ ).  $R_x$  and  $R_y$  represent the spatial resolutions ( $R_y$  better than  $R_x$ ) of the two images. In order to avoid any problem of pixel correspondence during the fusion process, the input images ( $X$  and  $Y$ ) must be co-registered [21].

In this paper, the three methods (ARSIS, CNMF, and ) will be compared on the fusion of MERIS image ( $X$  image with  $\lambda_x = 15$  bands and  $R_x = 300$  m) and ETM ( $Y$  image with  $\lambda_y = 4$  bands and  $R_y = 30$  m). Because we focus on marine applications, and due to the total absorption of light beyond 900 nm by the water, we synthesized only the first four bands for the ETM image.

1) *Improvement of Spatial Resolution by Structure Injection (ARSIS)*: The concept of multiresolution was introduced by Mallat [22]. This mathematical tool allows to calculate successive approximations of one image from high to coarse resolution. It can be schematized by a Laplacian pyramid [23] (Fig. 1) whose base is the original image and whose several approximations are the different levels of the pyramid. The difference of information between two approximations is modeled by the wavelet coefficients obtained from the wavelet transform. The wavelet transform can be replaced by the filter banks for instance. These operations are invertible and then, from an approximation of the original image and with the wavelet coefficients, it is possible to reconstruct the original image without any loss of information.

The ARSIS concept implementation (from its French acronym Amélioration de la Résolution Spatiale par Injection de Structures) is a pan-sharpening method based on the assumption that the missing information of the low-resolution multispectral image ( $B$ ) can be provided by the high spatial frequencies of a higher resolution panchromatic image ( $A$ ). It was, for example, used to merge the panchromatic image and the multispectral images of SPOT ( $P + XS$ ).

This concept is based on two assumptions: First of all, the differences between two consecutive resolutions can be modeled by the decomposition in two images: the details image (high frequencies) and the approximations image (low frequencies). This model named the multiscale model (MSM) can be based on wavelet transform, generalized Laplacian pyramid, or the second derivative of an apodizing window. In our implementation, the wavelet transform has been used [4], [5]. Owing to the invertibility of the MSM ( $MSM^{-1}$ ), when the high and the low frequencies are known, the high-resolution image can be retrieved.

The second assumption is based on the existence, at a given resolution, of a relationship between the details of the panchromatic image ( $A$ ) and those of the multispectral image ( $B$ ). This model is named IMM for the intermodality model. This relationship can be linear, affine or in a more complex mathematical form. This relation is assumed to be the same at different scales and can then be invertible to estimate the missing details at high resolution  $res_0$  [4], [5].

Thus, ARSIS can then be summarized in five steps (Fig. 1).

- 1) At high resolution (the resolution of the panchromatic image,  $res_0$ ), the panchromatic image  $A_0$  is decomposed by the MSM model into one image of details ( $D_{A,0-1}$ )

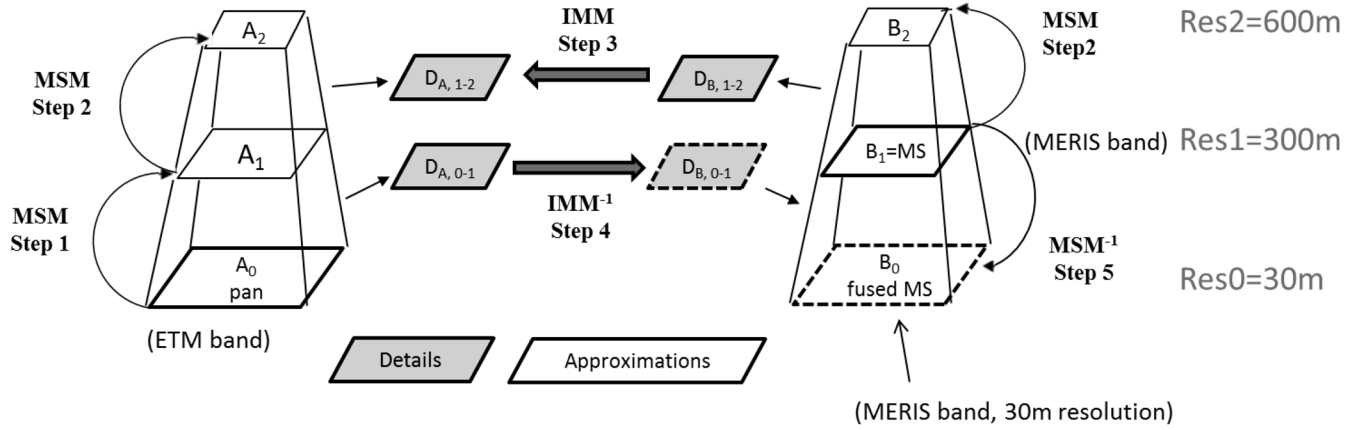


Fig. 1. ARSIS concept schemes [4], Laplacian pyramid, and graphical representation of the methodology (step-by-step flowchart).

and one image of approximations ( $A_1$ ). The MSM provides a hierarchical description of the spatial information content relative to the spatial structure in an image [24].

- 2) At lower resolution (the resolution of the multispectral image: res1), images  $A_1$  and  $B_1$  are both decomposed by the MSM model into images of details ( $D_{A,1-2}$  and  $D_{B,1-2}$ ) and into images of approximations ( $A_2$  and  $B_2$ ).
- 3) Then, the IMM model, by a linear regression between the pixels of the two images, allows to define the relationship which can be affine, linear, or complex. If we made an assumption of an affine relationship, with  $a$  the slope and  $b$  the  $Y$  intercept), the mathematical form of the relationship between the known details obtained from images  $A$  and  $B$  would be

$$D_{A,1-2} = a * D_{B,1-2} + b.$$

- 4) At high resolution, the IMM model is inverted in order to deduce the missing details in  $B$  from the known details from  $A$ :

$$D_{B,0-1} = \frac{(D_{A,0-1} - b)}{a}.$$

- 5) Finally, fused image  $B_0$  is obtained by inversion of the MSM ( $MSM^{-1}$ ) from  $B_1$  and inferred details  $D_{B,0-1}$ .

Several authors discussed the ARSIS concept and showed that many schemes can be adapted to the same concept [7].

2) *ARSIS Adaptation for the Fusion of Two Multispectral Images*: The adaptation of the ARSIS method for the fusion of two multispectral images is based on the association of each band of the  $X$  image with one band of the  $Y$  image. The  $X$ -band can then be considered as a  $B$  image (low resolution), and the  $Y$  band can be considered as an  $A$  image (high resolution) in the ARSIS method. Each band of  $X$  can then be coupled with one band of  $Y$  to process the fusion. Each association can be determined by the highest correlation between the  $X$ -bands and the  $Y$ -bands degraded to the  $X$  image spatial resolution.

To determine the best associations between MERIS bands and ETM bands (Fig. 2), we degraded the ETM image to the resolution of MERIS (300 m), and we calculated the cross correlation between the bands set of the two images and then tested all the possible combinations.

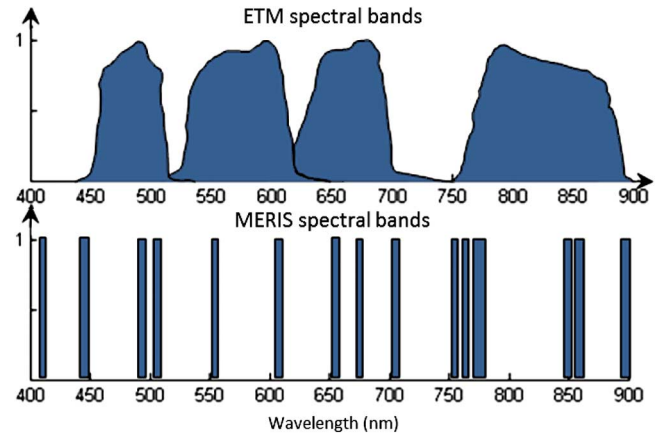


Fig. 2. Spectral response of ETM ( $\lambda_y = 4$ ) and MERIS ( $\lambda_x = 15$ ) sensors.

Table I shows that the first ETM band can be merged with bands 1 to 4 of MERIS, the second ETM band can be merged with bands 5 and 6 of MERIS, the third ETM band can be merged with bands 7 to 9 MERIS, and finally, the fourth ETM band can be merged with bands 10 to 15 of MERIS.

3) *Coupled Non-Negative Matrix Factorization (CNMF)*: The NMF allows to decompose a nonnegative data matrix into a product of nonnegative matrices. Given a nonnegative matrix  $V$ , NMF finds a rough approximation of  $V \approx WH$ , where  $W$  and  $H$  are non-negative matrices (Fig. 3). Considering our input images  $X$  and  $Y$  flattened in 2D,  $W_x$ ,  $W_y$ ,  $H_x$ , and  $H_y$  can be approximated by (1) and (2):

$$\text{High spectral resolution image} \quad X \approx W_x H_x \quad (1)$$

$$\text{High spatial resolution image} \quad Y \approx W_y H_y \quad (2)$$

$$\text{Resulting image from fusion} \quad Z \approx W_x H_y$$

where  $W_x$  and  $W_y$  represent the endmember spectra matrices, respectively, from  $X$  and  $Y$  images while  $H_x$  and  $H_y$  represent the corresponding abundance matrices.  $H_x$  and  $H_y$  are calculated under a sum to one constraint, leading to the sum of endmembers' abundance in each pixel equal to unity. The endmembers represent the pure items composing the mixed pixels of the images. The image resulting from the fusion  $Z$  is obtained by coupling the matrices  $W_x$  and  $H_y$ . The method used in this



TABLE I  
CORRELATION BETWEEN PSEUDO-ETM BANDS (DEGRADED TO MERIS RESOLUTION) AND PSEUDO-MERIS BANDS

CC	MERIS bands														
ETM bands	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	<b>0.98</b>	0.86	0.83	0.83	0.84	0.59	0.38	0.38	0.40	0.34	0.30	0.31
2	0.87	<b>0.85</b>	0.92	0.96	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	0.98	0.88	0.74	0.74	0.75	0.71	0.68	0.69
3	0.73	0.71	<b>0.81</b>	0.86	0.97	0.99	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	<b>0.97</b>	0.87	0.87	0.88	0.85	0.83	0.83
4	0.32	0.29	0.43	0.52	0.77	0.79	0.79	0.78	0.95	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>

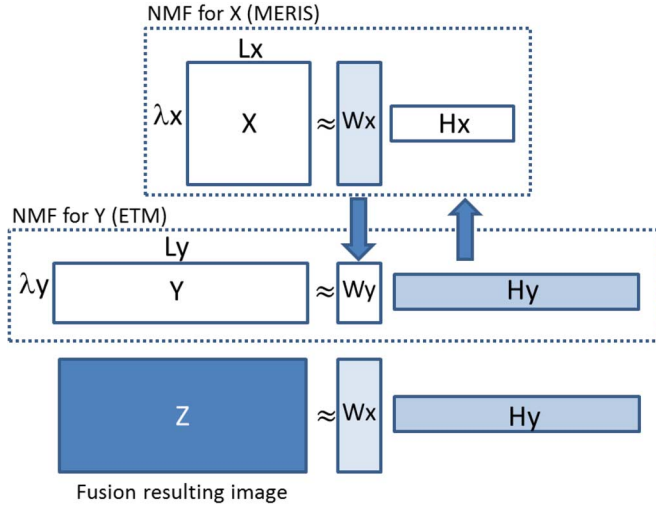


Fig. 3. Coupled nonnegative matrix factorization (CNMF) method scheme.

paper was developed by Yokoya *et al.* [15] derived from that of Lee and Seung [25].

The cost functions are defined by  $\|X - W_x \cdot H_x\|^2$  and  $\|Y - W_y \cdot H_y\|^2$ , where  $\|\cdot\|$  represents the Frobenius norm. To minimize these cost functions, Lee and Seung [25] developed a multiplicative update rules that guaranteed to converge to a local optimum under nonnegativity constraints of the 2 factorized matrices ( $W$  and  $H$ ). The multiplicative update rules are given by (3) to (6).

$$W_x \leftarrow W_x \cdot (X H_x^T) ./ (W_x H_x H_x^T) \quad (3)$$

$$H_x \leftarrow H_x \cdot (W_x^T X) ./ (W_x^T W_x H_x) \quad (4)$$

$$W_y \leftarrow W_y \cdot (Y H_y^T) ./ (W_y H_y H_y^T) \quad (5)$$

$$H_y \leftarrow H_y \cdot (W_y^T Y) ./ (W_y^T W_y H_y) \quad (6)$$

The CNMF method can be summarized in four steps (Fig. 3):

- 1)  $W_x$  is initialized using the vertex component analysis (VCA), which is one of the most advanced convex-geometry-based endmember extraction methods with the pure pixel assumption [26], [27]. The VCA provides the spectral endmembers composing the mixed pixels through the NMF decomposition. Then,  $H_x$  is set as a constant value, and it is calculated using (4) with  $W_x$  fixed until convergence. Thereafter,  $W_x$  and  $H_x$  are re-estimated by (3) and (4) until convergence.
- 2) Once  $W_x$  and  $H_x$  are optimized,  $W_y$  and  $H_y$  can also be estimated using the  $Y$  image.  $W_y$  is initialized using the average of the  $W_x$  matrix using the spectral response transform matrix, which represents the transform of the spectral

response of the high spectral resolution image  $X$  to the low spectral resolution image  $Y$  [15].  $H_y$  is initialized as  $H_y$  using a constant matrix value  $1/D$  and updated by (6) until convergence with  $W_y$  fixed. Then,  $W_y$  and  $H_y$  are computed until convergence using (5) and (6).

- 3)  $H_y$  is scaled to the size of  $H_x$ . This is performed by scaling each row of  $H_y$  with a factor of  $(R_x/R_y)$ . This scaling allows to initialize the spatial information contained in  $H_x$  from  $H_y$ , and it can be done using an interpolation. Then,  $W_x$  is calculated with (3) until convergence with  $H_x$  fixed. As an optimization phase, both  $W_x$  and  $H_x$  are then updated with (3) and (4) until convergence.
- 4) Steps 2 and 3 are repeated until convergence.

The synthesized image highly depends on the initialization process of  $W_x$ . Even if the VCA endmember extraction is at this moment the best method for matrix initialization, it presents some limitations, such as the number of endmembers that cannot be higher than the number of bands [15], [16].

Usually, CNMF assumes that the spectral response functions of the hyperspectral imager are very narrow and cover all the spectral range of the multispectral imager. In this paper, it is applied to the fusion of MERIS and Landsat ETM, and the spectral response function of MERIS is sparse and does not cover all the spectral range of the spectral response function of Landsat ETM, as shown in Fig. 2. The endmembers matrix of the Landsat ETM unmixing is initialized using the average of that of the MERIS unmixing. This is a strong approximation that can cause an error due to lack of spectral overlapping. The results will determine the cost of such an approximation.

4) *Multisensor Multiresolution Technique*: The was one of the first methods, developed by Zhukov [19], merging two multispectral images provided by two different sensors. The method can be summarized in four steps (Fig. 4):

- 1) An unsupervised classification [28] is applied to the high spatial resolution image  $Y$ , with  $N_c$  the number of classes (step 1), as the ISODATA method, for example, [28].
- 2) The percentage of classes in each  $X$  pixel is computed from the classification (step 2), to provide  $H$  abundance matrix ( $H \in R^{N_c \cdot L_y}$ ).
- 3) All pixels of  $X$  are flattened in a 2D matrix ( $X \in R^{L_x \cdot L_y}$ ). The system (7) can be solved by the least squared estimator (step 3), where  $W$  is the unknown containing the spectrum of each class ( $W \in R^{L_x \cdot N_c}$ )

$$X = W H. \quad (7)$$

- 4) The last step (step 4) consists of generating the resulting fusion image by replacing each pixel of the classification by its corresponding spectral profile contained in  $W$ .

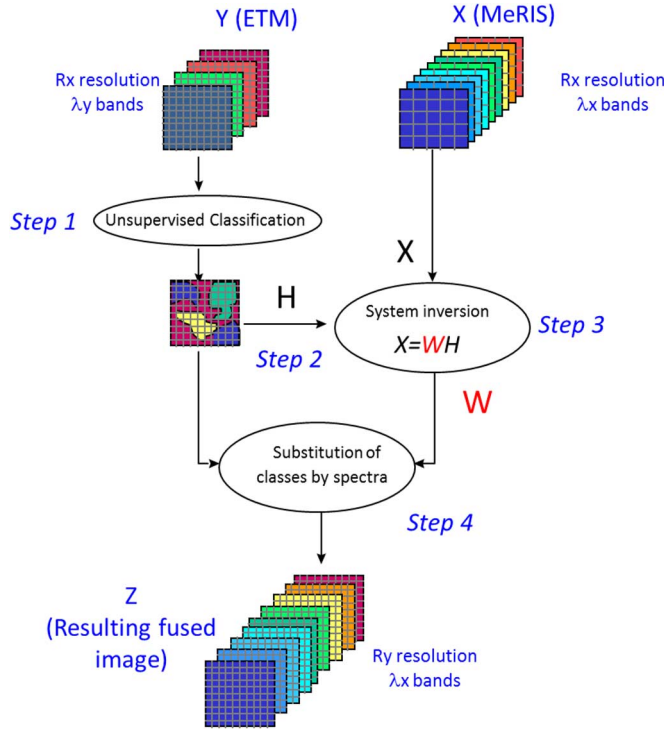


Fig. 4. Multisensor multiresolution technique (MMT) scheme.

An optimization step is required for the number of classes by the minimization of statistical parameters comparing input and output images. This can improve the results; however, it is time consuming.

### B. The Data

The comparison of the three methods was performed on two sets of images: a synthesized and a real dataset. The synthesized dataset was generated in order to avoid any problem of pixel correspondence during the fusion process, and the difference of atmospheric and illumination conditions, and to enable us to compare our results to the ground truth image that would be acquired by a perfect sensor. These synthetic input images were generated from a hyperspectral image provided by Hyperion (224 spectral bands for 30 m of spatial resolution), acquired on February 3, 2001 on the Mediterranean coast (Marseille, a city of southern France). Pixel values provide light measurements in radiance ( $\text{W}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{sr}^{-1}\cdot\mu\text{m}^{-1}$ ). From this image, we synthesized three images (Fig. 5): the pseudo-MERIS image ( $X$ ) with 15 thin bands ( $\lambda_x$ ), 300 m spatial resolution ( $R_x$ ), is obtained by the spatial degradation of Hyperion spectral bands, corresponding to MERIS ones; the pseudo-ETM image ( $Y$ ), with 4 large spectral bands ( $\lambda_y$ ) and 30 m resolution ( $R_y$ ), is obtained by the corresponding average of Hyperion spectral bands. A third image, called “reference,” is also synthesized with 15 bands and 30 m by selecting Hyperion bands corresponding to the MERIS ones. The reference is the image that would be acquired by a perfect sensor (30 m resolution ( $R_x$ ), 15 spectral bands ( $\lambda_x$ )), and it will be compared with the resulting fusion image once the fusion process of each method has been performed.

A second dataset is composed of two extractions of real MERIS and ETM images acquired on the Thau lagoon

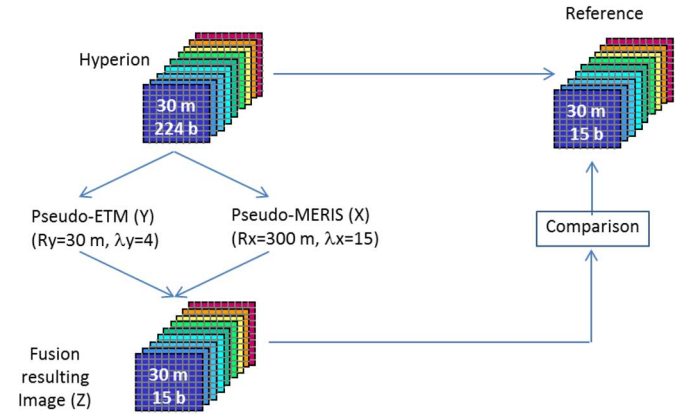


Fig. 5. Fusion scheme with synthetic dataset: pseudo-ETM, pseudo-MERIS, and reference image (for comparison), obtained from a Hyperion image.

(Mediterranean coast in France), respectively, in August 14 and 16, 2002. Changes between these two images were then limited because of the short time between the two acquisitions. On the other hand, a difference of atmospheric and illumination conditions can occur between the two images. Images were converted into radiance with the calibration coefficients (spectral scaling factors and offsets). Images were then in similar and compatible range before applying the fusion. The two images were geometrically coregistered with more than 50 tie-points between ETM and the oversampled MERIS (factor  $10 = R_x/R_y$ ) with a mean-square error of 0.54 on the tie-points used for the registration process.

Comparing the methods on the synthetic dataset and the real dataset will confirm (or not) the performance of all methods without any dependence on registration, atmospheric, and illumination conditions.

### C. Quality Assessment

Based on Wald *et al.* [24], a global quality assessment of an image resulting from fusion should satisfy three requirements: 1) parameters should be independent of units, 2) the number of spectral bands, and 3) scale (spatial resolution) allowing to compare results obtained from different cases.

The resulting fusion images were compared with the reference images for the synthetic data in terms of seven statistical parameters such as relative absolute squared error (RASE), relative adimensional global error in synthesis (ERGAS), spectral angle mapper (SAM), correlation coefficient (CC), standard deviation (SD), relative bias (RB), and universal image quality index (UIQI). These parameters are supposed to be understandable and efficient enough to estimate the overall error in the resulting fusion image [24]. These quality indexes are computed on the whole spectral bands (Table II).

Regarding the synthetic dataset, we compare the resulting fusion image to the reference image. Regarding the real dataset, since the reference image is not available, the assessment is performed using MERIS by degrading the spatial resolution of the resulting fusion images and using ETM by degrading the spectral resolution and the dynamic range of the resulting fusion images in order to compare images with similar properties.

TABLE II  
STATISTIC PARAMETERS USING THE WHOLE SPECTRAL BANDS FOR THE GLOBAL QUALITY ASSESSMENT

Parameters	Specifications
$CC(A, B) = \frac{1}{nb} \sum_{\lambda=1}^{nb} \left( \frac{\sum_{j=1}^{n_{pix}} (A_j - \bar{A})(B_j - \bar{B})}{\sqrt{\sum_{j=1}^{n_{pix}} (A_j - \bar{A})^2 \sum_{j=1}^{n_{pix}} (B_j - \bar{B})^2}} \right)$	Correlation coefficient (ideal=1)
$SAM(A, B) = \frac{1}{nb} \sum_{\lambda=1}^{nb} \arccos \left( \frac{\langle A, B, \lambda \rangle}{norm(A_2) + norm(B_2)} \right)$	Spectral Angle Mapper (ideal=0)
$RASE(A, B) = \frac{100}{M} \left( \sum_{i=1}^{nb} RMSE(A, B)^2 \right) \quad M = (1/nb) \sum_{k=1}^{n_b} M_k$	Relative Average Spectral Error (ideal=0)
$RB = \frac{1}{nb} \sum_{\lambda=1}^{nb} (A(\lambda) - \bar{B}(\lambda))$	Relative bias (ideal=0)
$ERGAS(A, B) = 100 \cdot \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{nb} \sum_{\lambda=1}^{n_b} \frac{RMSE(A, B, \lambda)^2}{mean(A, B, \lambda)^2}}$	Global Relative Adimensional Error in Synthesis (ideal=0)
$UIQI(A, B) = \frac{1}{nb} \sum_{\lambda=1}^{nb} \left( \frac{\sigma_{AB}}{\sigma_A \sigma_B} \times \frac{2 \bar{A} \bar{B}}{\left( \bar{A} \right)^2 + \left( \bar{B} \right)^2} \times \frac{2 \sigma_A \sigma_B}{A^2 + B^2} \right)$	Universal Image Quality Index (ideal=1)

We finally compared the performances of the methods independently on land and water to determine which method is better suited for land, with complex textures, and which method is more suitable for the sea which is relatively homogenous.

### III. RESULTS

Concerning the CNMF method, the application of the VCA method for matrix initialization induces the limitation of endmembers to the number of bands. In our experiments, the best results were obtained using eight endmembers.

Concerning the method, the number of classes was optimized at 80 by the comparison of input and output images.

Fig. 6 presents the synthetic dataset: the inputs (pseudo-ETM and pseudo-MERIS) and the reference image for validation. We can notice the high difference of resolution between pseudo-MERIS and pseudo-ETM and the corresponding zoom (factor 10 between the resolutions of the two images). The reference image is spatially close to the pseudo-ETM image and spectrally close to the pseudo-MERIS image. The reference image is the ideal image that would be acquired by a perfect sensor having the spatial resolution of ETM and the spectral resolution of MERIS.

The comparison between the reference [Fig. 6(c) and (f)] and the resulting images (Fig. 7) show that the three fusion methods provide good color consistency. Nevertheless, classes in the method are also visually detectable in the zoom [Fig. 7(f)].

Table III contains statistical parameters measuring the differences between the resulting fusion image and the reference. For

six statistical parameters out of seven (RASE, ERGAS, SAM, CC, SD, and UIQI) the ARSIS method provides the best results.

Concerning the real dataset, Fig. 8 shows that the ARSIS method is the best method by maintaining the water color variability of MERIS, while the CNMF method spreads the radiometric variability on the water and forest (dark brown) and presents a color distortion. Concerning the method, the classes are even more visible with the real dataset than with the synthetic one.

Concerning the real dataset, the statistical parameters (Table IV), measuring the differences between the spatially downsampled resulting fusion image and the MERIS input image (no reference data available for the real dataset), show that for three statistical parameters (ERGAS, SAM, and CC) the ARSIS method provides the best results, and the method obtains the best results for three other parameters (RASE, SD, and UIQI). The resulting fusion image was also spectrally downsampled to be compared with the ETM image, and results show that CNMF provides the best results for all the parameters.

To evaluate the preservation of the spectral information, we plot the spectral profiles of three regions of interest (ROI) corresponding to three different items (sea, town, and lagoon). These spectra extracted from the resulting fusion images can then be compared with the spectral profile of same ROI in the reference image. Fig. 9(a) and (b) corresponds to the spectra from the synthetic dataset and Fig. 9(c)–(e) those from the real dataset. For the synthetic dataset, we can note that the three spectra are all



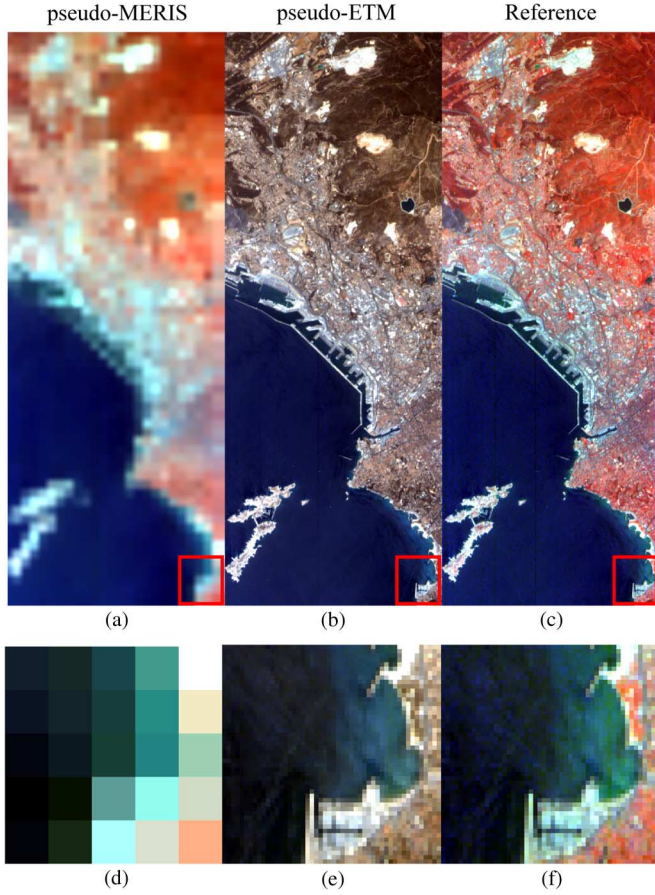


Fig. 6. (a) Pseudo-MERIS color composite (bands 1, 5, and 10); (b) pseudo-ETM color composite (bands 1, 2, and 3); (c) reference color composite (bands 1, 5, and 10); and (d), (e), and (f) the corresponding zoom (red box).

TABLE III  
STATISTICAL PARAMETERS WITH THE SYNTHETIC DATASET COMPARED WITH THE REFERENCE IMAGE (BEST RESULTS IN BOLD)

Methods Parameters	ARSIS	CNMF	MMT
RASE (ideal=0)	<b>3.636</b>	4.662	5.557
ERGAS (ideal=0)	<b>0.416</b>	0.536	0.592
SAM (Ideal=0)	<b>1.946</b>	2.503	2.986
CC (ideal=1)	<b>0.991</b>	0.986	0.975
SD (ideal=0)	<b>0.133</b>	0.235	0.225
RB (ideal=0)	-0.230	<b>0.001</b>	0.027
UIQI (ideal=1)	<b>0.990</b>	0.989	0.975

very similar to the reference spectra for both areas (ROI). For the real dataset, the CNMF method is clearly the worse behind ARSIS and . These observations are corroborated by the errors presented in Table IV with MERIS comparison. For the two datasets, the ARSIS method better preserves the spectral consistency.

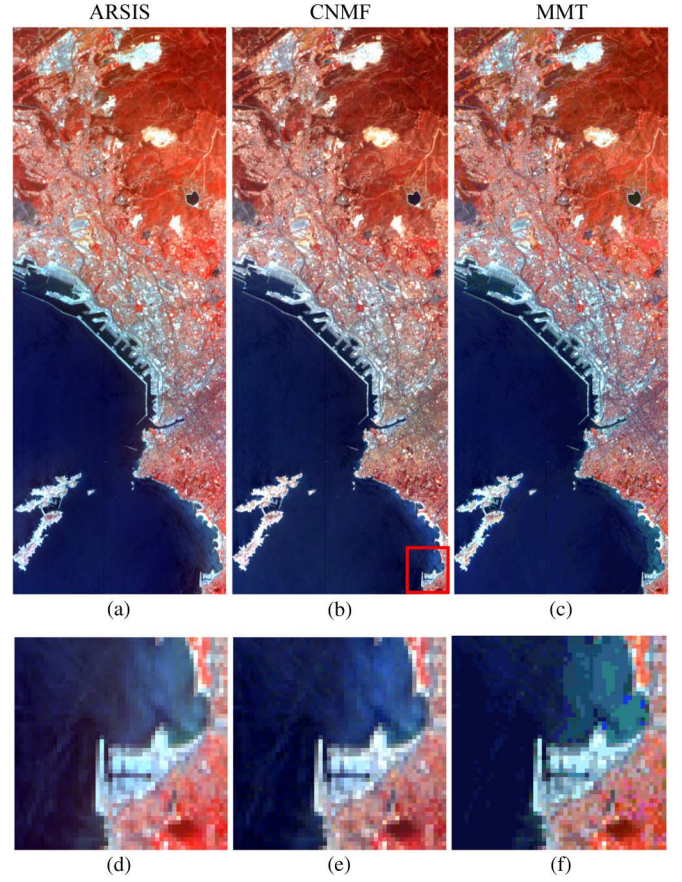


Fig. 7. (a), (b), (c) Color composite (bands 1, 5, and 10) from the resulting image from respectively ARSIS, CNMF, and fusion. (d), (e), and (f) the corresponding zoom (red box).

Because our applications focus in the coastal domain, we do not really know whether the ARSIS implementation works so well on land and water. Then, it would be interesting to compare the performances of the three methods independently on land and water with the real dataset.

From Table V, we can make three deductions:

- 1) all methods seem to have better performances on land than on water;
- 2) if we compare the results only on land, the method gives the best results for six parameters out of seven (underlined numbers);
- 3) if we compare the results only on water, the ARSIS method gives the best results for all parameters (numbers in bold).

#### IV. DISCUSSION

The extension of ARSIS pan-sharpening method to the fusion of multispectral images has never been tested for the moment, and this domain deserves to be explored. Our approach is motivated by the similarity between the pan-sharpening problem and the spectral response overlap between a group of multispectral thin bands and a large band having a better spatial resolution. Because the spectral information is specific for each spectral band, the spatial details for each band are also different. It would then be regrettable to use only the panchromatic information to improve the spatial resolution of a multispectral image (or a hyperspectral image) when a high spatial multispectral image is available.

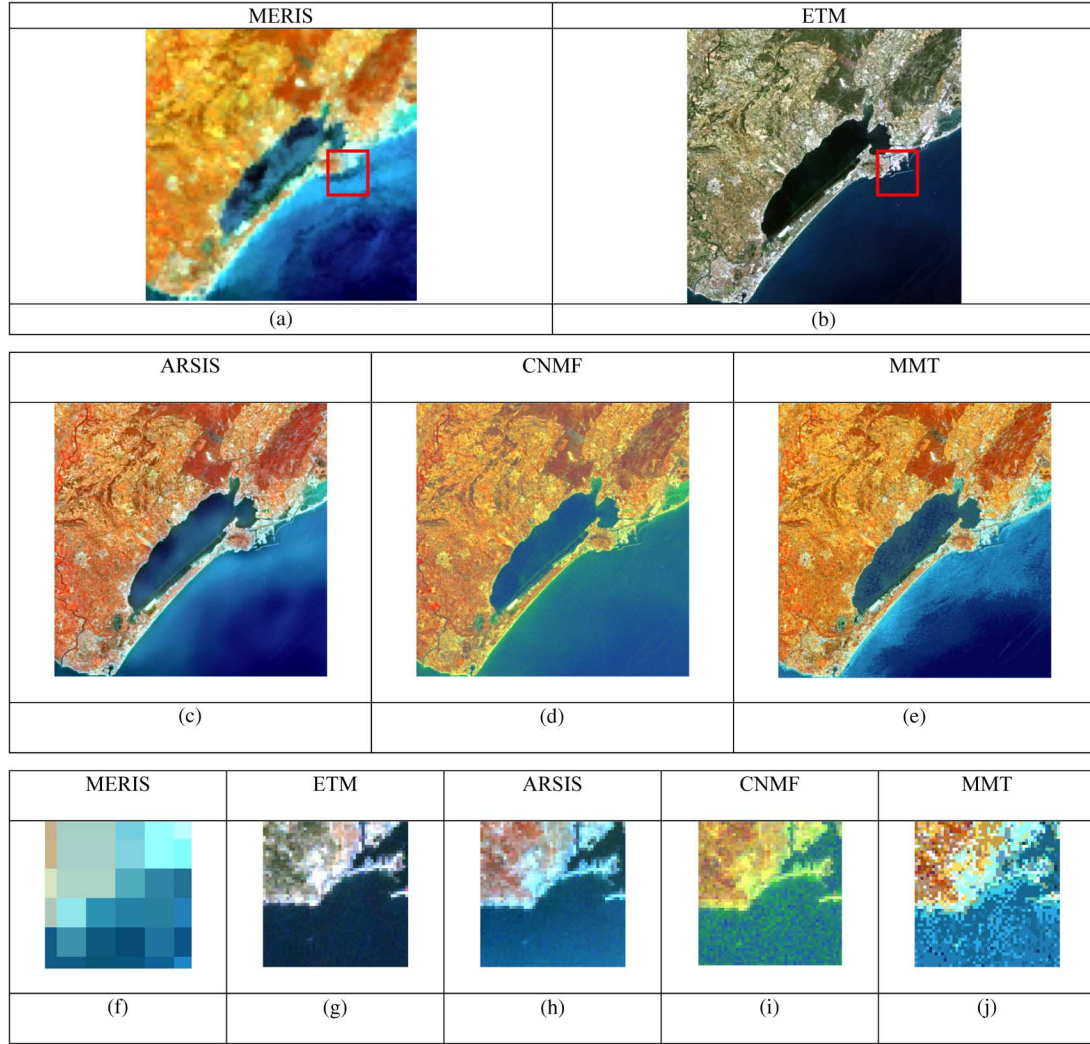


Fig. 8. (a) MERIS color composite (bands 1, 5, and 10); (b) ETM color composite (bands 1, 2, and 3); (c), (d), and (e), respectively, the results from ARSIS, CNMF, and fusion; (f), (g), (h), (i), and (j) denote the zoom (red box) from the results, respectively.

TABLE IV

STATISTICAL PARAMETERS WITH THE REAL DATASET COMPARED WITH MERIS AS REFERENCE (BEST RESULTS IN BOLD) AND TO ETM AS REFERENCE (BEST RESULTS UNDERLINED)

Methods Parameters	ARSIS		CNMF		MMT	
	MERIS	ETM	MERIS	ETM	MERIS	ETM
RASE (ideal=0)	12.160	12.550	15.077	<u>8.973</u>	<b>11.621</b>	14.924
ERGAS (ideal=0)	<b>1.039</b>	1.273	1.343	<u>0.944</u>	1.044	1.519
SAM (Ideal=0)	<b>5.420</b>	3.863	6.820	<u>2.500</u>	5.427	4.104
CC (ideal=1)	<b>0.955</b>	0.849	0.864	<u>0.935</u>	0.941	0.822
SD (ideal=0)	0.345	0.943	0.436	<u>0.646</u>	<b>0.314</b>	1.178
RB (ideal=0)	0.620	-0.084	<b>-0.001</b>	<u>-0.025</u>	-0.012	-0.065
UIQI (ideal=1)	0.933	0.825	0.848	<u>0.931</u>	<b>0.938</b>	0.793

If we compare the results obtained with the two datasets, we can notice that the statistical parameters are all better with the

synthetic dataset than with the real dataset. This is due to the difference of illumination, atmosphere, and sensors between the two acquisitions for the real data. This is the reason why we also tested the methods with a synthetic dataset: We need to be sure that the comparison was made on the methods and was not biased by the differences between the acquisitions. Once the comparison was made on the synthetic dataset, we needed to verify that the performances of the methods were kept on the real dataset.

Regarding all the results, ARSIS almost always performs better than the two other methods except when we compare the resulting fusion images with the ETM image (Table IV) in the real data scenario. The CNMF resulting image was closer to the ETM image than to the MERIS image, and it can be seen on Fig. 8: the CNMF resulting image is homogenous on the water like the ETM image does. Each method does not keep equally the information from each input image. Some methods give a higher importance to one or the other input images. ARSIS and methods better preserve the water color variability contained in the MERIS image than the CNMF method [Fig. 8(c)–(e)]. This is due to the inherent process of each method.

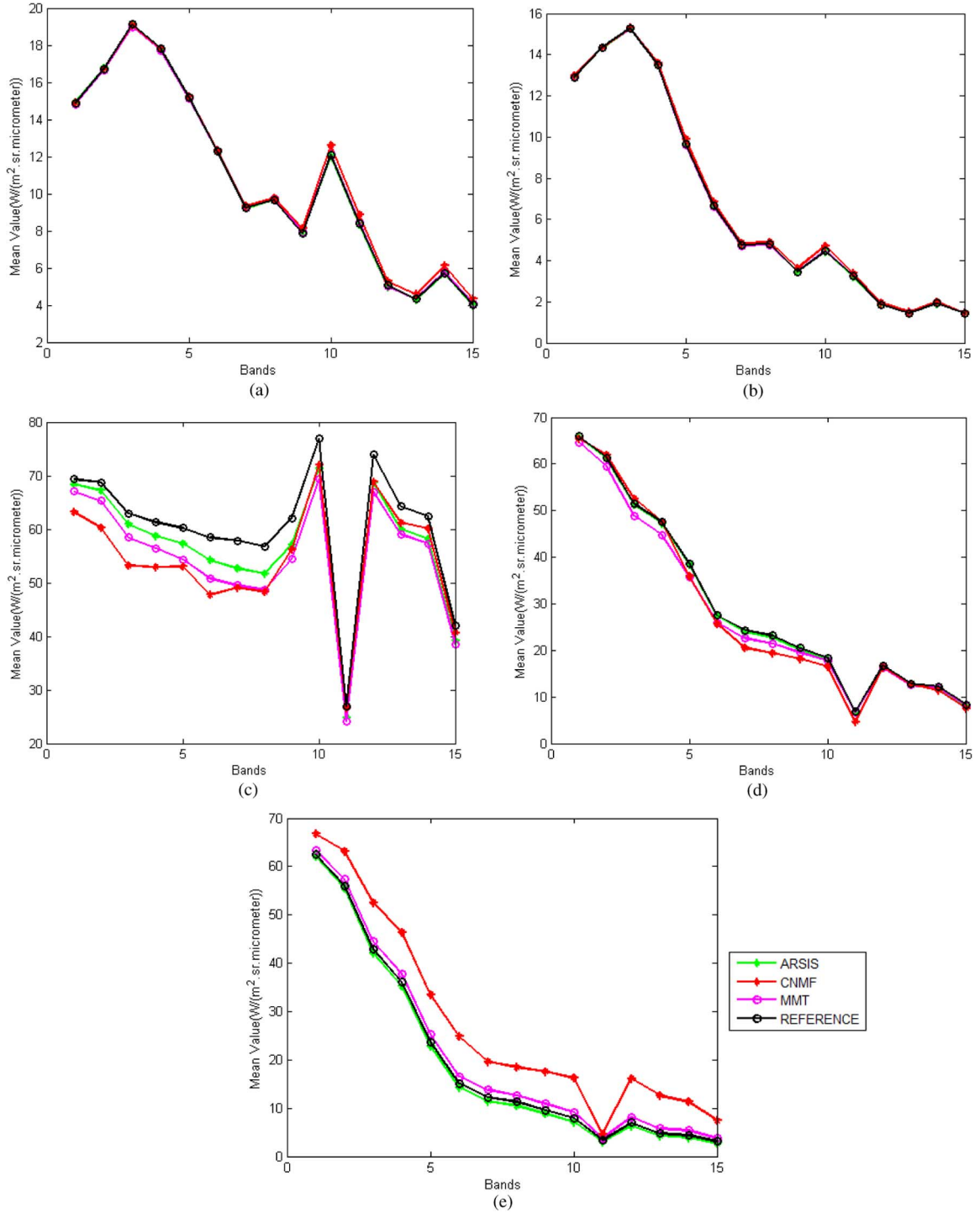


Fig. 9. Spectral profiles extracted from the fusion images resulting from the three methods (ARSIS, CNMF, and ) and the reference: in the synthetic data scenario—(a) town and (b) sea and in the real data scenario—(c) town, (d) Thau lagoon, and (e) sea.

The performance of the CNMF method is also highly dependent on the initialization matrices. We used a VCA [26], but some other endmembers' extractions such as simplex identification via split augmented Lagrangian (SISAL) [27] would provide various results suitable for different applications. Furthermore, an optimized step is needed regarding the maximum number of iterations for the update process (convergence), and a threshold has to be found for the convergence condition.

Concerning the method, the radiometric variability is reduced by the initial classification. The number of classes must be optimized (with  $nc$  number of classes). Lower than  $nc$ , the classes are not representative of the radiometric variability present in the image, higher than  $nc$  the noise is also classified, and these new classes have no meaning. Then, even with an optimum number of classes, the visual result remains limited with high statistical parameters. The resulting image from fusion can be



TABLE V

STATISTICAL PARAMETERS ON LAND AND WATER USING THE REAL DATASET  
(BEST RESULTS ON WATER IN BOLD, BEST RESULTS ON LAND UNDERLINED)

Methods Parameters	ARSIS		CNMF		MMT	
	Land	Water	Land	Water	Land	Water
<b>RASE</b> (ideal=0)	11.235	<b>14.031</b>	12.315	22.618	<u>9.900</u>	17.59
<b>ERGAS</b> (ideal=0)	0.991	<b>1.900</b>	1.051	2.924	<u>0.865</u>	2.373
<b>SAM</b> (ideal=0)	5.550	<b>6.949</b>	6.078	10.789	<u>4.890</u>	8.430
<b>CC</b> (ideal=1)	0.994	<b>0.996</b>	0.993	0.988	<u>0.995</u>	0.993
<b>SD</b> (ideal=0)	0.119	<b>0.125</b>	0.126	0.205	<u>0.102</u>	0.158
<b>RB</b> (ideal=0)	<u>0.312</u>	<b>1.016</b>	1.640	-7.123	0.497	-3.157
<b>UIQI</b> (ideal=1)	0.992	<b>0.989</b>	0.990	0.967	<u>0.994</u>	0.979

used to estimate water parameters but not for the classification purpose (the initial classification would reappear).

Compared with ARSIS, CNMF needs an initialization phase, and this choice can have a high influence on the fusion. Furthermore, CNMF and need a parameter optimization phase (respectively, the number of classes and the number of endmembers), and it can be time consuming.

The reason why ARSIS performs well is due to the multiscale approach able to set up a tradeoff between low frequencies and the insertion of the high frequencies. In the literature, ARSIS had already proved its high performances compared with other pan sharpening methods [6]. In fact, it respects the consistency property, which means a restitution of the spectral signatures.

The independent comparisons on water and land showed that all methods have better performances on land than on water, and this can be explained by the higher level of signal on land and also the higher signal diversity. The method seems to be more adapted to land applications because of the classification process (more classes on land than on water).

ARSIS is better adapted to water applications because it promotes MERIS information compared with the ETM information and then better restores the water diversity.

## V. CONCLUSION

In this paper, we have presented the adaptation of ARSIS pan-sharpening method to the fusion of two multispectral images, and we have compared the results with two other methods of fusion: CNMF and . The results have shown that ARSIS was the best method in terms of statistical parameter, visual aspect, spectral consistency, and simplicity of use on synthetic and real datasets on the whole image, but also specifically on water. For special coastal water monitoring, the images resulting from the fusion should contribute to better estimate the water quality in the inland waters or to map the seabed. The water component maps could also be spatially improved thanks to this method. Compared to the two other methods, ARSIS needs no initialization and no optimization and then is simple of use and very fast. The ARSIS concept could also be applicable in the future for the fusion of Sentinel 3 (OLCI, successor of MERIS) and Sentinel 2. Due to the high dependency of the spatial and spectral complexity of the landscapes, the use of various kinds of scenes is intended as further work.

## ACKNOWLEDGMENT

The authors are grateful to the European Space Agency for providing the MERIS/ENVISAT data used in this study (project AOE.822). They thank the anonymous reviewers for their constructive comments.

## REFERENCES

- [1] J. M. Jaubert, J. R. M. Chisholm, A. Minghelli-Roman, M. Marchioretti, J. H. Morrow, and H. T. Ripley, "Re-evaluation of the extent of *Caulerpa taxifolia* development in the northern Mediterranean using airborne spectrographic sensing," *Marine Ecol. Progr. Series*, vol. 263, pp. 75–82, 2003.
- [2] A. Minghelli-Roman and C. Dupouy, "Influence of water column chlorophyll concentration on bathymetric estimations in the lagoon of New Caledonia, using several MERIS images," *J. Sel. Topic Appl. Earth Observ. Remote Sens.*, vol. 6, no. 2, pp. 739–745, 2013, 10.1109/JSTARS.2013.2239260.
- [3] Z. Lee and K. L. Carder, "Effect of spectral band numbers on the retrieval of water column and bottom properties from ocean colour data," *Appl. Opt.*, vol. 41, no. 12, pp. 2191–2201, 2002.
- [4] C. Thomas, T. Ranchin, L. Wald, and J. Chanussot, "Synthesis of multispectral images to high spatial resolution: A critical review of fusion methods based on remote sensing physics," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 46, no. 5, pp. 1301–1312, 2008.
- [5] C. Thomas, "Fusion d'images de résolutions spatiales différentes," (in French) Ph.D. dissertation, Ecole des Mines de Paris, Paris, France, 2006.
- [6] L. Alparone, L. Wald, J. Chanussot, C. Thomas, P. Gamba, and L. M. Bruce, "Comparison of pan sharpening algorithms: Outcome of the 2006 GRSS data-fusion contest," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 45, no. 10, pp. 3012–3021, 2007.
- [7] T. Ranchin, B. Aiazzi, L. Alparone, S. Baronti, and L. Wald, "Image fusion-the ARSIS concept and some successful implementation schemes," *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 58, no. 1–2, pp. 4–18, 2003.
- [8] M. Cetin and N. Musaoglu, "Merging hyperspectral and panchromatic image data: Qualitative and quantitative analysis," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 30, no. 7, pp. 1779–1804, 2009.
- [9] M. Moeller, T. Wittman, and A. L. Bertozzi, "A variational approach to hyperspectral image fusion," in *Proc. SPIE 7334, Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XV, 73341E*, Orlando, FL, USA, 2009, doi: 10.1117/12.818243.
- [10] G. A. Licciardi, M. M. Khan, J. Chanussot, A. Montanvert, L. Condat, and C. Jutten, "Fusion of hyperspectral and panchromatic images using multiresolution analysis and nonlinear PCA band reduction," *EURASIP J. Adv. Signal Process.*, no. 207, pp. 1–17, 2012.
- [11] M. A. Kramer, "Auto associative neural networks," *Comput. Chem. Eng.*, vol. 16, no. 4, pp. 313–328, 1992.
- [12] M. Moeller, T. Wittman, and A. L. Bertozzi, "Variational wavelet pan-sharpening," *CAM Rep.*, pp. 08–81, 2008 [Online]. Available: <ftp://arachne.math.ucla.edu/pub/camreport/cam09-21.pdf>
- [13] R. B. Gomez, A. Jazaeri, and M. Kafatos, "Wavelet-based hyperspectral and multispectral image fusion," in *Proc. of SPIE*, 2001, vol. 4383, pp. 36–42.
- [14] Y. Zhang, S. De Backer, and P. Scheunders, "Noise-resistant wavelet-based Bayesian fusion of multispectral and hyperspectral images," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 47, no. 11, pp. 3834–3843, 2009.
- [15] N. Yokoya, T. Yairi, and A. Iwasaki, "Hyperspectral, multispectral and panchromatic data fusion based on coupled non-negative matrix factorization," in *Proc. IEEE Int. Workshop Hyperspect. Image Signal Process., Evolut. Remote Sens. (WHISPERS)*, Lisbon, Portugal, Jun. 2011, 10.1109/WHISPERS.2011.6080924.
- [16] N. Yokoya, T. Yairi, and A. Iwasaki, "Coupled non-negative matrix factorization unmixing for hyperspectral and multispectral data fusion," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 50, no. 2, pp. 528–537, 2011.
- [17] A. Minghelli-Roman, L. Polidori, S. Mathieu-Blanc, L. Loubersac, and F. Cauneau, "Spatial resolution improvement by merging MERIS-ETM images for coastal water monitoring," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 3, no. 2, pp. 227–231, 2006.
- [18] A. Minghelli-Roman, M. Mangolini, M. Petit, and L. Polidori, "Spatial resolution improvement of MERIS Images by Fusion with thematic mapper images," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 39, no. 7, pp. 1533–1536, 2001.
- [19] B. Zhukov, D. Oertel, F. Lanzl, and G. Reinhackel, "Unmixing-based multisensor multiresolution image fusion," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 37, no. 3, pp. 1212–1226, 1999.
- [20] R. Zurita-Milla, J. Clevers, and M. E. Schaepman, "Unmixing-based Landsat TM and MERIS FR data fusion," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 5, no. 3, pp. 453–457, 2008.

- [21] L. G. Brown, "A survey of image registration techniques," *ACM Comput. Surv. (CSUR)*, vol. 24, no. 4, pp. 325–376, 1992.
- [22] S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 11, no. 7, pp. 674–693, 1989.
- [23] B. Aiazzi, L. Alparone, A. Barducci, S. Baronti, and I. Pippi, "Multispectral fusion of multisensor image data by the generalized laplacian pyramid," in *IEEE International Geosciences and Remote Sensing Symposium (IGARSS'99)*, 1999, vol. 2, pp. 1183–1185.
- [24] L. Wald, *Data Fusion: Definitions and Architectures: Fusion of Images of Different Spatial Resolutions*. Paris, France: Presses des Mines de Paris, 2002.
- [25] D. D. Lee and H. S. Seung, "Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization," *Nature*, vol. 401, no. 6755, pp. 788–791, 1999.
- [26] J. M. P. Nascimento and J. M. B. Dias, "Vertex component analysis: A fast algorithm to unmix hyperspectral data," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 43, no. 4, pp. 898–910, 2005.
- [27] J. Boardman, "Automating spectral unmixing of AVIRIS data using convex geometry concepts," in *Summaries 4th Annu. JPL Airborne Geosci. Workshop*, 1993, vol. 1, pp. 11–14, JPL Pub. 93-26.
- [28] G. H. Ball and D. J. Hall, "Isodata, A novel method of data analysis and pattern classification," Tech. Rep., DTIC Document, 1965.
- [29] J. M. Bioucas-Dias, "A variable splitting augmented Lagrangian approach to linear spectral unmixing," in *Proc. IEEE Int. workshop Hyperspect. Image Signal Process., Evolut. Remote Sens. (WHISPERS)*, Grenoble, France, Aug. 2009, 10.1109/WHISPERS.2009.5289072.



**Diogone Sylla** received the Master's degrees in computer vision from the University of Burgundy, Burgundy, France, in 2010.

He is currently working towards the Ph.D. degree in data fusion of images provided by different sensors for the water quality monitoring in the University of Toulon, France. His Ph.D. work is funded by ACRI-ST and the French Regional Council Provence Alpes Côte d'Azur.



**Audrey Minghelli-Roman** received the Ph.D. degree from the University of Nice, Sophia Antipolis, France, in 1999.

She is an Associate Professor in image processing at the Engineering School ISITV, University of Toulon, France. She has been working on image fusion (MERIS, ETM, Sentinel 2 and 3 (OLCI)) and on image simulation of future sensors (OLCI, OCAPI geostationary sensor, and HYPXIM). She also works on the optimization of spatial and spectral resolutions for specific applications. She developed

applications on coastal zone areas (bathymetry, anoxic crisis survey, and seabed

mapping) with multi- and hyperspectral images (MERIS, CASI, HYPERION, HICO, and HySpEx).



**Philippe Blanc** graduated from the Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Bretagne, France, in 1995 with a signal and image processing specialization. He received the Ph.D. degree in signal, automatic and robotics from the MINES ParisTech, France, in 1999.

He worked for nine years in the Research Department of Thales Alenia Space in projects related to Earth observation and spaceborne systems. Since 2007, he has been working as a Senior Scientist in the Center for Energy and Processes of MINES ParisTech/ARMINES, Sophia Antipolis. He is now the responsible of the research activities related to renewable energy assessment in the Center Observation, Impacts, Energy of MINES ParisTech/ARMINES.



**Antoine Mangin** received the Ingénieur degree from the l'Ecole Nationale Supérieure des Arts et Métiers in 1987 and the Ph.D. degree in fluid mechanics from the University of Pierre et Marie Curie (Paris VI), France, in 1990.

Since 2000, he has been the Scientific Manager of the ACRI-ST, Sophia-Antipolis, France. He has been working on number of research projects mixing physical oceanography and ocean color. He is Director of the French Scientific Cluster for Ocean Colour (GIS COOC) and member of the national and international

working group for ocean radiometry. His recent works are on multisensors data merging (mainly European upcoming Sentinel-2 and Sentinel-3)



**Odile Hembise Fanton d'Andon** received the Ph.D. degree from the University of Pierre et Marie Curie (Paris VI), France, in 1987.

She is the general manager of ACRI-ST, Sophia-Antipolis, France. She has set up and led a number of European research projects bridging ocean color products to marine and coastal applications. Among others, she has been leading the GlobColour project for ESA, as well as ODESA software development, evolution, and dissemination for the exploitation of MERIS mission. She is currently the coordinator of

the FP7 project OSS2015 and actively involved in the preparation of upcoming ESA/Copernicus Sentinel-3 mission.







**Diogone SYLLA**

Laboratoire des Sciences de l'Information et des Systèmes

Université du Toulon

**Fusion d'images provenant de différents capteurs satellitaires pour le suivi de la qualité de l'eau en zones côtières**

Le suivi des zones côtières nécessite à la fois une bonne résolution spatiale, une bonne résolution spectrale associée à un bon rapport signal sur bruit et enfin une bonne résolution temporelle pour visualiser des changements rapides de couleur de l'eau.

Les capteurs disponibles actuellement, et même ceux prévus prochainement, n'apportent pas à la fois une bonne résolution spatiale, spectrale ET temporelle. Dans cette étude, nous nous intéressons à la fusion de 2 futurs capteurs qui s'inscrivent tous deux dans le programme Copernicus de l'agence spatiale européenne: MSI sur Sentinel-2 et OLCI sur Sentinel-3.

Comme les capteurs MSI et OLCI ne fournissent pas encore d'images, il a fallu les simuler. Pour cela nous avons eu recours aux images hyperspectrales du capteur HICO. Nous avons alors proposé 3 méthodes : une adaptation de la méthode ARSIS à la fusion d'images multispectrales (ARSIS), une méthode de fusion basée sur la factorisation de tenseurs non-négatifs (Tenseur) et une méthode de fusion basée sur l'inversion de matrices (Inversion)

Ces 3 méthodes ont tout d'abord été évaluées à l'aide de paramètres statistiques entre les images obtenues par fusion et l'image « parfaite » ainsi que sur les résultats d'estimation de paramètres biophysiques obtenus par minimisation du modèle de transfert radiatif dans l'eau.

Mot clés : Fusion, Zones côtières, ARSIS, CNMF, tenseur.

**Fusion of images from different satellite sensors for monitoring water quality in coastal areas**

Monitoring coastal areas requires both a good spatial resolution, good spectral resolution associated with a good signal to noise ratio and finally a good temporal resolution to visualize rapid changes in water color.

Available now, and even those planned soon, sensors do not provide both a good spatial, spectral AND temporal resolution. In this study, we are interested in the image fusion of two future sensors which are both part of the Copernicus program of the European Space Agency: MSI on Sentinel-2 and OLCI on Sentinel-3.

Such as MSI and OLCI do not provide image yet, it was necessary to simulate them. We then used the hyperspectral imager HICO and we then proposed three methods: an adaptation of the method ARSIS fusion of multispectral images (ARSIS), a fusion method based on the non-negative factorization tensors (Tensor) and a fusion method based on the inversion de matrices (Inversion).

These three methods were first evaluated using statistical parameters between images obtained by fusion and the "perfect" image as well as the estimation results of biophysical parameters obtained by minimizing the radiative transfer model in water.

Keyword: Fusion, coastal areas, ARSIS, CNMF, tensor.